



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**PEMODELAN KEKERINGAN DI WILAYAH NUSA  
TENGGERA TIMUR (NTT) DENGAN METODE  
*STATISTICAL DOWNSCALING* PRA-PEMROSES PCA**

**IKA LULUS YULIATIN  
NRP 1313 100 078**

**Dosen Pembimbing  
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M. Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**PEMODELAN KEKERINGAN DI WILAYAH NUSA  
TENGGERA TIMUR (NTT) DENGAN METODE  
*STATISTICAL DOWNSCALING* PRA-PEMROSES PCA**

**IKA LULUS YULIATIN  
NRP 1313 100 078**

**Dosen Pembimbing  
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**FINAL PROJECT – SS141501**

**DROUGHT MODELING IN THE REGION OF EAST  
NUSA TENGGARA (NTT) USING STATISTICAL  
DOWNSCALING PRE-PROCESSING PCA METHOD**

**IKA LULUS YULIATIN  
NRP 1313 100 078**

**Supervisor  
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE  
INSTITUTE TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**

## LEMBAR PENGESAHAN

### **PEMODELAN KEKERINGAN DI WILAYAH NUSA TENGGERA TIMUR (NTT) DENGAN METODE STATISTICAL DOWNSCALING PRA-PEMROSES PCA**

#### **TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada  
Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember


Oleh :  
**Ika Lulus Yuliatin**  
NRP. 1313 100 078

Disetujui oleh Pembimbing:  
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si  
NIP. 19820326 200312 1 004

Mengetahui,  
Kepala Departemen



  
Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001 

SURABAYA, JULI 2017

# **PEMODELAN KEKERINGAN DI WILAYAH NUSA TENGGARA TIMUR (NTT) DENGAN METODE STATISTICAL DOWNSCALING PRA-PEMROSES PCA**

**Nama Mahasiswa** : Ika Lulus Yuliatin  
**NRP** : 1313 100 078  
**Departemen** : Statistika  
**Dosen Pembimbing** : Dr. rer. pol. Heri K, M.Si

## **Abstrak**

*Kekeringan merupakan salah satu bencana alam yang terjadi secara perlahan-lahan namun membawa dampak sangat luas dan bersifat lintas sektor. Menurut Indonesia Food Security Monitoring Bulletin, 10 Kabupaten di Provinsi NTT menjadi prioritas utama dalam klasifikasi yang mengalami dampak kekeringan di Indonesia. Oleh karena itu penelitian ini mengkaji risiko kekeringan di NTT berdasarkan nilai Standardized Precipitation Index (SPI) pada skala waktu satu, dua, dan tiga bulanan menggunakan metode Statistical Downscaling reduksi Principal Component Analysis. Penelitian dilakukan pada data curah hujan harian di NTT dan rata-rata geopotensial bulanan ketinggian 500, 850, 875, 900, 975, dan 1000 hPa. Hasil analisis yang dilakukan, nilai SPI tiga bulanan mampu memberikan hasil paling baik dalam meramalkan kekeringan dan SPI satu bulanan nilai akurasi paling kecil dalam meramalkan kekeringan. Berdasarkan data out sample selama satu tahun, seluruh peramalan kekeringan memberikan hasil yang sama dengan observasi kecuali bulan Januari dan September. Ketinggian geopotensial 900 hPa merupakan ketinggian paling baik dalam meramalkan kekeringan.*

**Kata Kunci:** *Kekeringan, geopotensial, Principal Component Analysis, Statistical Downscaling, Standardized Precipitation Index*

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **DROUGHT MODELING IN THE REGION OF EAST NUSA TENGGARA (NTT) USING STATISTICAL DOWNSCALING PRE-PROCESSING PCA METHOD**

**Name** : Ika Lulus Yuliatin  
**Student Number** : 1313 100 078  
**Department** : Statistics  
**Supervisor** : Dr. rer. pol. Heri K., M.Si

## **Abstract**

*Drought is one of the natural disasters that occur slowly but has wide impact and cross-sectoral. According to Indonesia Food Security Monitoring Bulletin, 10 districts in NTT Province are the top priority of the drought affected classification in Indonesia. Therefore, this study examines drought risk in NTT based on the value of Standardized Precipitation Index (SPI) on time scale of one, two, and three monthly using Statistical Downscaling pre-processing Principal Component Component Analysis method. The research was conducted on daily rainfall data in NTT and monthly geopotential average height of 500, 850, 875, 900, 975, and 1000 hPa. The result of the analysis, SPI value of three monthly can give the best result in predicting drought and SPI one monthly has least accuracy in predicting drought. Based on out-sample data for one year, all drought forecasting gave similar results to observations except in January and September. The height of geopotensial 900 hPa is the best height in predicting drought.*

**Keyword:** *Drought, Geopotential, Principal Component Analysis, Statistical Downscaling, Standardized Precipitation Index.*

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat yang tidak pernah berhenti sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir yang berjudul **“Pemodelan Kekeringan di Wilayah Nusa Tenggara Timur (NTT) dengan Metode *Statistical Downscaling* Pra-Pemroses PCA”** dengan baik. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak, Ibu, dan Adik tercinta yang selalu mendoakan dan memberi dukungan, sehingga mampu memberikan motivasi disaat semangat mulai surut.
2. Bapak Heri Kuswanto selaku dosen pembimbing sekaligus dosen wali yang telah sabar dalam memberikan bimbingan dan saran.
3. Bapak Muhammad Atok dan Bapak Imam Syafawi selaku dosen penguji atas saran dan kritiknya yang sangat membangun.
4. Keluarga mutiara yang sangat saya cintai dan senantiasa mengingatkan untuk segera menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Serta semua pihak yang telah mendukung dan tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis sangat berharap hasil Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi kita semua serta saran dan kritik yang bersifat membangun guna perbaikan di masa mendatang.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>COVER PAGE</b> .....	iii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	v
<b>ABSTRAK</b> .....	vii
<b>ABSTRACT</b> .....	ix
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	xi
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xxi
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	5
1.3 Tujuan Penelitian .....	5
1.4 Manfaat Penelitian .....	6
1.5 Batasan Penelitian .....	6
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Kekeringan .....	7
2.2 Curah Hujan .....	8
2.3 <i>Preprocessing</i> Data .....	9
2.3.1 <i>Outlier</i> .....	9
2.3.2 <i>Missing Value</i> .....	9
2.4 Geopotensial .....	10
2.5 <i>Statistical Downscaling</i> .....	10
2.6 <i>Standar Precipitation Index (SPI)</i> .....	12
2.7 PCA .....	15
2.8 Uji Parameter Serentak .....	18
2.9 Uji Parameter Individu .....	18
2.10 Uji Normalitas .....	19
2.11 Uji Multikolinierita .....	19
2.12 Kriteria Kebaikan Model .....	20

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

3.1 Sumber Data .....	21
3.2 Variabel Penelitian.....	21
3.3 Langkah Analisis .....	23

### **BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

4.1 <i>Preprocessing Data</i> Curah Hujan.....	27
4.2 Statistika Deskriptif .....	27
4.3 Reduksi Data Curah Hujan dengan <i>Principal Component</i> <i>Analys</i> .....	30
4.4 <i>Standardized Precipitation Index</i> (SPI).....	31
4.5 Reduksi Data Geopotensial dengan <i>Principal Component</i> <i>Analys</i> .....	35
4.6 <i>Scatter Plot</i> antara Variabel Geopotensial dan SPI .....	36
4.7 <i>Pemodelan Statistical Downscaling</i> dengan Regresi Linier .....	38
4.7.1 Regresi Linier pada Ketinggian 500 hPa .....	38
4.7.2 Regresi Linier pada Ketinggian 850 hPa.....	44
4.7.3 Regresi Linier pada Ketinggian 875 hPa.....	49
4.7.4 Regresi Linier pada Ketinggian 900 hPa.....	53
4.7.5 Regresi Linier pada Ketinggian 975 hPa.....	58
4.7.6 Regresi Linier pada Ketinggian 1000 hPa.....	62

### **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

5.1 Kesimpulan.....	73
5.2 Saran .....	74

<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	75
-----------------------------	----

<b>LAMPIRAN</b> .....	79
-----------------------	----

<b>BIOGRAFI PENULIS</b> .....	119
-------------------------------	-----

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 2.1</b> <i>Statistical Downscaling</i> .....	11
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Metode Analisa Data .....	25
<b>Gambar 4.1</b> Pola Curah Hujan Stasiun Meteorologi di NTT	28
<b>Gambar 4.2</b> <i>Screeplot</i> Keragaman PC Data Curah Hujan .....	30
<b>Gambar 4.3</b> <i>Time Series</i> Plot SPI .....	32
<b>Gambar 4.4</b> Rata-rata SPI setiap Tahun .....	34
<b>Gambar 4.5</b> <i>Screeplot</i> Keragaman PC Data Geopotensial ....	35
<b>Gambar 4.6</b> <i>Plot</i> Hubungan SPI dan Geopotensial.....	37
<b>Gambar 4.7</b> <i>Plot</i> Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 500 hPa .....	40
<b>Gambar 4.8</b> <i>Plot</i> Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa .....	42
<b>Gambar 4.9</b> <i>Plot</i> Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa .....	43
<b>Gambar 4.10</b> <i>Plot</i> Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa .....	43
<b>Gambar 4.11</b> <i>Plot</i> Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 850 hPa .....	45
<b>Gambar 4.12</b> <i>Plot</i> Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa .....	47
<b>Gambar 4.13</b> <i>Plot</i> Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa .....	48
<b>Gambar 4.14</b> <i>Plot</i> Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa .....	48
<b>Gambar 4.15</b> <i>Plot</i> Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 875 hPa .....	50
<b>Gambar 4.16</b> <i>Plot</i> Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa .....	52

<b>Gambar 4.17</b>	<i>Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa .....</i>	52
<b>Gambar 4.18</b>	<i>Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa .....</i>	53
<b>Gambar 4.19</b>	<i>Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 900 hPa .....</i>	54
<b>Gambar 4.20</b>	<i>Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa .....</i>	56
<b>Gambar 4.21</b>	<i>Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa .....</i>	57
<b>Gambar 4.22</b>	<i>Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa .....</i>	57
<b>Gambar 4.23</b>	<i>Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 975 hPa .....</i>	59
<b>Gambar 4.24</b>	<i>Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa .....</i>	61
<b>Gambar 4.25</b>	<i>Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa .....</i>	61
<b>Gambar 4.26</b>	<i>Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa .....</i>	62
<b>Gambar 4.27</b>	<i>Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 1000 hPa .....</i>	63
<b>Gambar 4.28</b>	<i>Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa .....</i>	65
<b>Gambar 4.29</b>	<i>Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa .....</i>	66
<b>Gambar 4.30</b>	<i>Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa .....</i>	66
<b>Gambar 4.31</b>	<i>Plot Observasi SPI1 dan Prediksi pada setiap Ketinggian.....</i>	67
<b>Gambar 4.32</b>	<i>Plot Observasi SPI2 dan Prediksi pada setiap Ketinggian.....</i>	67

**Gambar 4.33** *Plot* Observasi SPI3 dan Prediksi pada setiap Ketinggian..... 68

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*



## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 2.1</b> Kriteria Intensitas Kekeringan di Indonesia.....	14
<b>Tabel 2.2</b> Kriteria VIF .....	19
<b>Tabel 3.1</b> Struktur Data Variabel Curah Hujan.....	21
<b>Tabel 3.2</b> Struktur Data Geopotensial.....	22
<b>Tabel 4.1</b> Nilai Rata-rata, Standar Deviasi, dan Kisaran Curah Hujan di Sembilan Stasiun Pengamatan Tahun 1999-2015 .....	29
<b>Tabel 4.2</b> Nilai <i>Eigen</i> dan Proporsi Nilai Total Varian.....	31
<b>Tabel 4.3</b> Intensitas Kekeringan di NTT.....	33
<b>Tabel 4.4</b> Nilai <i>Eigen</i> dan Persentase Kumulatif Nilai Total Varian.....	36
<b>Tabel 4.5</b> Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 500 hPa .....	39
<b>Tabel 4.6</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 500 hPa .....	40
<b>Tabel 4.7</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 500 hPa .....	41
<b>Tabel 4.8</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 500 hPa .....	41
<b>Tabel 4.9</b> Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 850 hPa .....	44
<b>Tabel 4.10</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 850 hPa .....	45
<b>Tabel 4.11</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 850 hPa .....	46
<b>Tabel 4.12</b> Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 850 hPa Parsial.....	46
<b>Tabel 4.13</b> Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 875 hPa .....	49

<b>Tabel 4.14</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 875 hPa .....	50
<b>Tabel 4.15</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 875 hPa an Parsial.....	51
<b>Tabel 4.16</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 875 hPa .....	51
<b>Tabel 4.17</b>	Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 900 hPa .....	53
<b>Tabel 4.18</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 900 hPa .....	55
<b>Tabel 4.19</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 900 hPa .....	55
<b>Tabel 4.20</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 900 hPa .....	56
<b>Tabel 4.21</b>	Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 975 hPa .....	58
<b>Tabel 4.22</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 975 hPa .....	59
<b>Tabel 4.23</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 975 hPa .....	60
<b>Tabel 4.24</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 975 hPa .....	60
<b>Tabel 4.25</b>	Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> 1000 hPa .....	62
<b>Tabel 4.26</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 1000 hPa .....	64
<b>Tabel 4.27</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 1000 hPa .....	64
<b>Tabel 4.28</b>	Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 1000 hPa .....	65
<b>Tabel 4.29</b>	Nilai Akurasi Persamaan <i>Statistical Downscaling</i> .	68
<b>Tabel 4.30</b>	Nilai Akurasi Data <i>Out Sample</i> .....	70

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1</b> Data Curah Hujan (mm) Stasiun Meteorologi Komodo, Frans, Fransiskus, dan Gewayantana Tahun 1999-2015 .....	79
<b>Lampiran 2</b> Tampilan ECMWF.....	81
<b>Lampiran 3</b> <i>Script</i> konversi type file .nc menjadi .txt.....	81
<b>Lampiran 4</b> Tampilan Aplikasi GrADS.....	83
<b>Lampiran 5</b> <i>Script</i> untuk Menggabungkan .txt menjadi .csv ..	84
<b>Lampiran 6</b> Tampilan Aplikasi SPI_SL_6.exe .....	84
<b>Lampiran 7</b> Nilai Hasil <i>Principal Component</i> Data Curah Hujan .....	85
<b>Lampiran 8</b> Nilai <i>Standardized Precipitation Index</i> (SPI).....	86
<b>Lampiran 9</b> Nilai Bobot PC pada Setiap Ketinggian Geopotensial.....	87
<b>Lampiran 10</b> Nilai Geopotensial Setiap Ketinggian Hasil Reduksi <i>Principal Component</i> .....	88
<b>Lampiran 11</b> Persamaan regresi .....	89
<b>Lampiran 12</b> Uji Normalitas dan Grafik <i>Four in One</i> Persamaan regesi .....	99
<b>Lampiran 13</b> Surat Pernyataan .....	117

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kekeringan merupakan salah satu dari bencana alam yang terjadi secara perlahan-lahan namun membawa dampak sangat luas dan bersifat lintas sektor. Menurut Undang-undang No. 24 tentang penanggulangan bencana memberikan penjelasan bahwa bencana adalah peristiwa atau rangkaian peristiwa yang mengancam dan mengganggu kehidupan dan penghidupan masyarakat yang disebabkan faktor alam, maupun faktor manusia sehingga mengakibatkan timbulnya korban jiwa manusia, kerusakan lingkungan, kerugian harta benda, dan dampak psikologis. Kejadian kekeringan adalah peristiwa alam yang tidak dapat dihindari karena merupakan dampak variasi normal cuaca. Variasi cuaca tersebut dapat terjadi dalam hitungan hari, minggu, bulan, tahun, bahkan juga abad. Melalui pengamatan peristiwa cuaca yang telah terjadi, dapat dijumpai cuaca yang beragam, misalnya: bulan basah, bulan kering, tahun basah, tahun kering, dekade basah, dan dekade kering.

Berkurangnya curah hujan membuat berkurangnya air di dalam tanah mengakibatkan bencana kekeringan. Cukup sulit menentukan kapan kekeringan dimulai maupun berakhir karena belum ada kriteria pasti yang digunakan untuk menentukannya. Badan Meteorologi dan Geofisika membagi kekeringan menjadi empat jenis yaitu; kekeringan meteorologis, pertanian, hidrologi, dan sosial ekonomi. Kekeringan secara meteorologis berkaitan dengan tingkat curah hujan. Kekeringan pertanian berhubungan dengan berkurangnya air dalam tanah sehingga berakibat terganggunya pertumbuhan tanaman pada periode tertentu. Kekeringan hidrologis berhubungan dengan berkurangnya ketersediaan air permukaan dan tanah. Sedangkan kekeringan sosial ekonomi berhubungan dengan berkurangnya pasokan komoditas yang bernilai ekonomi dari kebutuhan yang seharusnya

akibat dari kekeringan meteorologis, pertanian, dan hidrologis (BMKG, 2014).

Indonesia merupakan daerah yang terletak tepat di daerah katulistiwa sehingga memiliki iklim tropis yang terdiri dari dua musim yaitu musim kemarau dan musim penghujan. Namun pada kenyataannya terdapat daerah di Indonesia yang iklimnya tidak seimbang antara musim kemarau dan penghujannya sehingga membawa dampak negatif. Salah satunya adalah Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT). Provinsi NTT merupakan salah satu daerah di Indonesia yang termasuk dalam kategori wilayah rawan bencana kekeringan. Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) berada di selatan katulistiwa pada posisi  $8^{\circ}$  –  $12^{\circ}$  Lintang Selatan dan  $118^{\circ}$ –  $125^{\circ}$  Bujur Timur (BPS, 2009). Provinsi tersebut beriklim kering karena dipengaruhi oleh angin muson. Musim penghujan di Provinsi NTT sangat pendek hanya terjadi sekitar bulan November sampai Maret (Dephut, 2015). Musim kemaraunya sangat lama berkisar antara bulan April sampai Oktober menyebabkan persediaan air di sebagian daerah tersebut terbatas. Beberapa sumber memberikan informasi bahwa telah terjadi kekeringan di 67 wilayah NTT pada tahun 2014 (Metrotv, 2015). Kesulitan air menjadi masalah di NTT bukan hanya saat ini saja melainkan sejak dulu terutama saat musim kemarau. Sungai di Provinsi tersebut umumnya mempunyai fluktuasi aliran air yang cukup tinggi sehingga mengakibatkan banjir pada musim penghujan namun saat musim kemarau turun drastis bahkan tidak ada air sama sekali seperti pada Sungai Benain, Noelmina, Noelfael, dan Noelbessi (Antaraneews, 2015).

Adanya kekeringan di Provinsi NTT ditandai dengan perilaku masyarakat yang harus berjalan berkilo-kilo meter menuju mata air di bawah bukit untuk mendapatkan air yang bersih demi memenuhi kebutuhan hidup serta menghemat penggunaan air dengan tidak mandi setiap hari. Kepala Kantor Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) menyatakan bahwa terdapat 20 Kabupaten di NTT yang dilanda kekeringan yang terdiri atas 270 desa dan kelurahan

(Kompas, 2015). Menurut Indonesia *Food Security Monitoring Bulletin* (2015), 10 Kabupaten di Provinsi NTT menjadi prioritas utama dalam klasifikasi Kabupaten yang mengalami dampak kekeringan di Indonesia. Kabupaten prioritas pertama merupakan kabupaten yang tidak hujan selama lebih dari 60 hari dan tingkat kemiskinannya di atas 20%. Badan Meteorologi telah melakukan pemantauan cuaca yang efektif dan relatif akurat dalam menggambarkan kondisi hujan pada suatu tempat untuk menghimbau masyarakat akan bencana kekeringan (Rhee, et al., 2010). Akan tetapi sebaran kondisi pos pengukuran hujan tidak merata khususnya di daerah sekitar laut sehingga mengurangi tingkat keakuratan informasi (Xie & Arkin, 1995). Saat ini telah banyak peramalan cuaca dalam jangka panjang yang dilakukan oleh badan pusat meteorologi skala internasional seperti *Medium-Range Weather Forecast* (ECMWF), ERA-Interim, UK Met Office (UKMO) dan lain-lainya. Data peramalan cuaca tersebut dapat digunakan secara luas dan dinamis dalam pemantauan kekeringan. Informasi yang terdapat pada data satelit tersebut masih berskala global sehingga sulit memperoleh langsung informasi berskala lokal. Informasi curah hujan secara lokal dapat diperoleh dengan teknik *Downscaling* dengan cara mentransformasi informasi dari skala global ke skala kecil lokal (Ribeiro & Pires, 2016).

Teknik *Downscaling* menggunakan hubungan antara sirkulasi pada atmosfer dan curah hujan untuk menduga perubahan pada skala lokal (Kasyfillah, 2010). Teknik *Statistical Downscaling* telah dilakukan di berbagai negara lintang tinggi, sedangkan di lintang rendah seperti Indonesia masih sangat jarang sekali (Sutikno, et al., 2009). Terdapat dua metode dalam *Downscaling*, yaitu *Dynamical Downscaling* dan *Statistical Downscaling*. *Dynamical Downscaling* merupakan proses *Downscaling* yang dilakukan terus menerus sepanjang waktu dimana perubahan data peubah grid berskala kecil mengikuti peubah yang sama pada grid skala besar. *Statistical Downscaling* adalah proses *Downscaling* yang bersifat statis dimana data pada

grid berskala besar dalam jangka waktu tertentu digunakan untuk menentukan data pada grid berskala kecil.

Oleh sebab itu, pada penelitian ini dilakukan pemodelan kekeringan di Nusa Tenggara Timur dengan metode *Downscaling* menggunakan analisa regresi berganda yang memuat data SPI sebagai variabel respon dan data ERA-Interim dengan peubah geopotensial pada ketinggian 500, 850, 875, 900, 975, dan 1000 hPa sebagai variabel prediktor. SPI merupakan index yang sering digunakan. Menurut *Press Release No.872* yang dikeluarkan oleh *World Meteorological Organization* menyatakan bahwa para ahli bersepakat agar setiap *National Meteorological and Hydrological Services (NHMS)*, termasuk juga BMKG sebagai salah satu anggotanya, untuk menggunakan *Standardized Precipitation Index (SPI)* dalam memantau tingkat kekeringan meteorologis (Muharsyah & Ratri, 2015). SPI adalah nilai yang digunakan untuk menentukan penyimpangan curah hujan terhadap kondisi normalnya dalam periode waktu yang panjang (satu bulanan, dua bulan, tiga bulan dan seterusnya). Terdapat beberapa kelebihan menggunakan SPI seperti; dapat dihitung untuk bentuk skala waktu yang berbeda, memberikan peringatan dini kekeringan, membantu menilai tingkat keparahan kekeringan (Betung, 2015), dan SPI lebih sederhana daripada *Palmer Drought Severity Index*. Identifikasi kekeringan dengan metode SPI melibatkan *Joint Probability Function* (PDF).

Penelitian kekeringan di wilayah NTT dengan SPI sebelumnya dilakukan oleh Rosidah pada tahun 2016. Penelitian ini melakukan pemetaan risiko kekeringan di NTT berdasarkan *return period* pada sembilan stasiun pengamatan curah hujan. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa prediksi *return period* Kabupaten Florest Timur merupakan Kabupaten dengan nilai tertinggi durasi dan magnitud untuk masing-masing *return period*. Penelitian dengan metode *Statistical Downscaling* dilakukan oleh Sutikno (2009) memberikan kesimpulan bahwa metode MARS (pra-pemrosesan PCA dan ROBPCA) mempunyai kinerja yang lebih baik daripada metode RK dan RB (pra-pemrosesan PCA dan



ROBPCA). Penelitian yang lain juga dilakukan oleh Khotimah (2010) terhadap data curah hujan bulanan pada stasiun Ambon, Pontianak, Losarong, Indramayu, dan Yuntinyuat memberikan kesimpulan bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antara hasil reduksi dengan metode PCA dan ROBPCA. Penelitian pada data yang sama juga dilakukan oleh Purnomodi (2010) dengan menggunakan pendekatan regresi kontinum dan pra-pemrosesan PCA memberikan kesimpulan bahwa metode tersebut dapat digunakan mengatasi multikolinieritas. Penelitian lain terkait *Dynamical Downscaling* pernah dilakukan oleh Ribeiro dan Pires (2016) memberikan kesimpulan bahwa SPI cukup signifikan untuk memodelkan kekeringan.

Selama ini penelitian dengan metode *Downscaling* di Indonesia lebih dikaitkan dengan intensitas curah hujan, sehingga dari uraian-uraian tersebut kajian yang dibahas pada penelitian ini adalah Pemodelan Kekeringan pada Data SPI di Wilayah Nusa Tenggara Timur dengan *Statistical Downscaling* Pra-pemrosesan PCA.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Bencana kekeringan merupakan bencana yang tidak dapat dihindari. Namun bencana tersebut dapat diminimalisir kerugiannya. Oleh karena itu, diperlukan prediksi kekeringan melalui nilai SPI dengan metode *Statistical Downscaling* dengan menggunakan reduksi *Principal Component Analysis* (PCA) dimana hasil prediksi tersebut dapat menggambarkan hubungan antara data berskala global dengan data berskala lokal sehingga dapat mengakomodasi kejadian ekstrim.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan prediksi kekeringan melalui nilai SPI dengan metode *Statistical Downscaling* dengan menggunakan reduksi *Principal Component Analysis* (PCA).

2. Menganalisa fenomena kekeringan setelah dilakukan pemodelan kekeringan di wilayah Nusa Tenggara Timur (NTT).

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah dapat mengetahui informasi kekeringan di daerah Nusa Tenggara Timur (NTT) melalui aplikasi penerapan metode statistika. Disamping itu digunakan sebagai rambu-rambu masyarakat dan badan peramalan cuaca setempat untuk memprediksi risiko bencana kekeringan dengan melihat data luaran global dan pola *Standar Precipitation Index* (SPI).

#### **1.5 Batasan Penelitian**

Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan di wilayah Nusa Tenggara Timur pada 9 stasiun pengamatan yang sudah dilakukan imputasi *missing value* pada penelitian yang telah dilakukan oleh Rosyidah dan data rata-rata geopotensial bulanan pada ketinggian 500, 850, 875, 900, dan 1000 hPa pada resolusi (0.25 x 0.25) derajat.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Kekeringan**

Kekeringan merupakan salah satu dari bencana alam yang terjadi secara perlahan-lahan namun membawa dampak sangat luas dan bersifat lintas sektor. hingga saat ini belum ada kriteria pasti yang digunakan untuk menentukan kapan kekeringan dimulai dan kekeringan berakhir. Menurut BMKG kekeringan dibagi menjadi empat jenis yaitu:

1. Kekeringan Meteorologis.

Kekeringan meteorologis berkaitan dengan tingkat curah hujan yang terjadi. Terdapat tiga jenis tingkat kekeringan meteorologis yaitu kering, sangat kering, dan amat sangat kering. Suatu wilayah dikatakan kering apabila curah hujannya antara 70%-80% dari kondisi normalnya. Sangat kering apabila curah hujannya 50%-70% dari kondisi normal, dan amat sangat kering apabila curah hujannya kurang dari 50% dari kondisi normalnya.

2. Kekeringan Pertanian

Kekeringan pertanian berhubungan dengan berkurangnya kandungan air di dalam tanah sehingga tidak mampu lagi mencukupi nutrisi yang dibutuhkan oleh tanaman pada suatu periode tertentu. Kekeringan ini terjadi setelah mengalami kekeringan meteorologis. Pada jenis kekeringan ini suatu wilayah dikatakan kering apabila terdapat  $\frac{1}{4}$  daun tanaman mengalami kekeringan, sangat kering apabila  $\frac{1}{4}$ - $\frac{3}{4}$  mengalami kekeringan, dan amat sangat kering apabila seluruh daun mengalami kekeringan.

3. Kekeringan Hidrologis

Kekeringan hidrologis berhubungan dengan berkurangnya pasokan air permukaan dan air di dalam tanah. Kekeringan ini dapat dilihat dengan jumlah air sungai waduk, danau dan air tanah. Namun perlu diketahui bahwa ada jarak waktu yang cukup lama antara berkurangnya curah hujan dan berkurangnya jumlah air di waduk, sungai atau danau. Sehingga jenis kekeringan ini bukan

merupakan gejala awal terjadinya kekeringan. Suatu daerah dikatakan kering apabila debit air sungai mencapai periode ulang aliran dibawah 5 tahun, sangat kering apabila jauh dibawah 25 tahunan, dan amat sangat kering apabila amat jauh dibawah beriode 50 tahunan.

#### 4. Kekeringan Sosial Ekonomi

Kekeringan sosial ekonomi berhubungan dengan minimnya pasokan komoditas yang bernilai ekonomis dari kebutuhan normal sebagai akibat dari terjadinya kekeringan yang lain.

Terdapat 3 faktor untuk membedakan tingkat kekeringan yaitu intensitas, durasi, dan luas yang terkena dampak. Intensitas menunjukkan drajat kekurangan hujan atau dampak lainnya yang bisa ditunjukkan dengan adanya penyimpangan dari indikator iklim atau indeks dalam kondisi normal (Wilhite, 2010).

Untuk mengurangi dampak risiko kekeringan maka perlu dilakukan pengolahan terhadap bencana tersebut supaya kerugian yang diakibatkan bisa seminimal mungkin. Wilhite et al. (2006) mendefinisikan bahwasannya ada 4 komponen penting terhadap pengolahan kekeringan yaitu; 1) tersedianya informasi yang tepat waktu yang dapat diandalkan oleh para pengambil kebijakan; 2) kebijakan dan pengaturan kelembagaan yang mendukung pengkajian komunikasi dan penerapan informasi tersebut; 3) tersedianya kumpulan upaya pengelolaan resiko untuk para pengambil kebijakan dan 4) tindakan oleh para pengambil kebijakan yang efektif dan konsisten dalam mendukung strategi kekeringan nasional.

## 2.2 Curah Hujan

Curah hujan adalah jumlah air yang jatuh dipermukaan tanah selama periode waktu tertentu yang diukur dalam satuan milimeter (mm) diatas ketinggian permukaan horisontal. Indonesia merupakan wilayah yang memiliki curah hujan yang beraneka ragam karena karakteristik permukaan wilayah Indonesia memiliki tinggi yang berbeda-beda. Curah hujan 1 milimeter, artinya pada setiap meter persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi

satu milimeter atau 1 liter. Menurut intensitasnya, curah hujan diklasifikasikan menjadi lima, yaitu:

1. Curah hujan  $\leq 0,1$  mm/hari kategori cerah berawan
2.  $0,1 < \text{curah hujan} \leq 20$  mm/hari kategori hujan ringan
3.  $20 < \text{curah hujan} \leq 50$  mm/hari kategori hujan sedang
4.  $50 < \text{curah hujan} \leq 100$  mm/hari kategori hujan lebat
5. Curah hujan  $> 100$  mm/hari kategori hujan lebat sekali

(Sumber: BMKG,2006).

## **2.3 Preprocessing Data**

*Preprocessing* merupakan tahap awal pengolahan data sebelum melakukan analisis terhadap data lebih lanjut lagi. *Preprocessing* dapat dilakukan dengan deteksi *outlier* dan *missing value*.

### **2.3.1 Outlier**

*Outlier* atau disebut juga pencilan adalah satu datum yang memiliki nilai sangat berbeda dengan datum lainnya di dalam suatu sampel. Pencilan sering kali dijadikan sebagai indikator ada tidaknya ketidak normalan eksperimen pada pengukuran yang diambil, yang dapat membuat peneliti membuang pencilan tersebut dari kumpulan datum. Jika peneliti mengeluarkan *outlier* dari proses analisa, maka akan didapatkan kesimpulan yang sangat berbeda. Oleh karena itu, mengetahui cara analisis dan perhitungan sangat penting untuk memastikan pengertian yang benar dari sebuah kumpulan datum statistik (Johnson & Wichern, 2007).

### **2.3.2 Missing Value**

*Missing value* atau data hilang adalah nilai dimana satu atau lebih dari suatu variabel tidak lengkap informasinya untuk dianalisis. Pada dasarnya sangat sulit untuk menghindari *missing value*. *Missing value* dapat terjadi karena data tersebut tidak tersedia. *Missing value* yang berjumlah sedikit tidak membawa permasalahan namun apabila dalam jumlah banyak maka perlu dilakukan uji apakah data tersebut layak dianalisis atau tidak. Pengaruh *missing value* adalah berkurangnya ukuran sampel yang dapat dianalisis. Pada beberapa situasi, peneliti harus mengumpulkan pengamatan tambahan atau melakukan perbaikan

*missing value* pada sampel yang sebenarnya. disisi lain, estimasi bias juga bisa muncul akibat identifikasi dan perbaikan yang keliru pada *missing value*. Menemukan perbaikan *missing value* dapat menjadi solusi praktis *missing value*, namun tetap saja peneliti harus menghindari perbaikan tanpa diagnosis *missing value* terlebih dahulu. Menghindari diagnosis dapat mengakibatkan masalah praktis pada ukuran sampel (Hair, et al., 2006).

## 2.4 Geopotensial

Geopotensial merupakan rata-rata ketinggian aktual dari tekanan udara yang berada di atas permukaan air laut rata-rata. Geopotensial yang rendah terjadi saat suhu dingin. Ketinggian geopotensial dinyatakan dalam meter geopotensial. Menurut penelitian Grotjahn dan Faure (2011) menyatakan bahwa ketinggian geopotensial memberikan gambaran umum meteorologi sebelum pola kejadian ekstrim

## 2.5 Statistical Downscaling

*Statistical Downscaling* merupakan fungsi transfer yang menyatakan hubungan fungsional sirkulasi atmosfer global (luaran GCM) dengan unsur-unsur iklim lokal. Tujuan dari *Statistical Downscaling* adalah mencari hubungan parameter iklim skala global dengan parameter iklim skala lokal sehingga didapatkan nilai proyeksi simulasi GCM pada iklim masa lalu, sekarang, atau masa depan yang berskala lokal (Sahrman, 2014). Pada metode *Statistical Downscaling* grid data skala global menjadi prediktornya, sedangkan grid data skala lokal menjadi responnya. *Statistical Downscaling* menggunakan model statistik dalam menggambarkan hubungan grid data pada skala global dengan grid data pada skala lokal untuk menerjemahkan anomali-anomali skala global menjadi anomali dari beberapa peubah iklim lokal (Zorita & Storch, 1998).

Pendekatan tersebut mencari informasi skala kecil pada informasi skala besar melalui hubungan fungsional. Namun keadaan skala lokal akan beraneka ragam meskipun memiliki skala

global yang sama. Persamaan umum *Statistical Downscaling* adalah sebagai berikut (Sailor, et al., 2000).

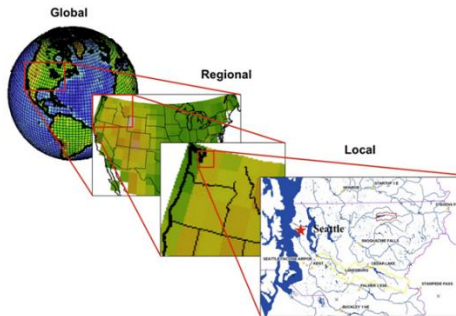
$$y = f(x) + \varepsilon \quad 2.1$$

$y$  : variabel respon (curah hujan observasi, beresolusi tinggi: titik/wilayah)

$x$  : variabel prediktor (GCM beresolusi rendah)

$\varepsilon$  : residual

$y$  adalah peubah-peubah iklim lokal seperti curah hujan yang memiliki dimensi ( $tx1$ ).  $x$  adalah peubah skala besar yang memiliki dimensi ( $txp$ ).  $t$  adalah lamanya waktu bisa dalam hari maupun bulan,  $p$  adalah banyaknya grid domain skala besar. *Statistical Downscaling* diilustrasikan sebagaimana gambar berikut yang menghubungkan data skala besar dengan hasil observasi di permukaan bumi yang berskala lokal.



**Gambar 2.1** *Statistical Downscaling*

Sumber: [www.earthsystemcog.org](http://www.earthsystemcog.org)

Model *Statistical Downscaling* memberikan hasil yang baik apabila memenuhi tiga syarat yaitu; hubungan yang kuat antara respon dan prediktor agar dapat menjelaskan keragaman iklim lokal dengan baik, peubah prediktor harus disimulasikan dengan baik oleh skala global, serta dengan adanya perubahan waktu dan iklim tidak mengubah hubungan prediktor dan juga respon

(Busuioca, et al., 2001), dengan demikian model *Statistical Downscaling* dapat memiliki kondisi yang sebenarnya.

## 2.6 Standar Precipitation Index (SPI)

Perhitungan index kekeringan dengan SPI pertama kali dilakukan oleh McKee pada tahun 1993. Analisa kekeringan meteorologi dengan SPI dapat dilakukan dengan periode waktu satu bulanan, dua bulanan, tiga bulanan, enam bulanan, duabelas bulanan, dan seterusnya sesuai dengan tujuan dilakukannya analisa. SPI dihitung berdasarkan selisih antara hujan yang sebenarnya terjadi dengan hujan rata-rata menggunakan skala waktu tertentu dibagi dengan simpangan bakunya (Guttman, 1999). Terdapat beberapa kelebihan menggunakan SPI seperti; dapat dihitung pada berbagai skala waktu yang berbeda, memberikan peringatan dini kekeringan, membantu menilai tingkat keparahan kekeringan, dan SPI lebih sederhana dari pada *Palmer Drought Severity Index* (PDSI). Identifikasi kekeringan dengan metode SPI melibatkan *Joint Probability Function* (PDF). Secara matematis perhitungan SPI berdasarkan jumlah sebaran *gamma* didefinisikan sebagai fungsi frekuensi atau peluang kejadian sebagai berikut.

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad \text{untuk } x > 0 \quad (2.2)$$

$g(x)$  adalah fungsi sebaran *gamma*,  $x$  adalah jumlah curah hujan dengan satuan mm/bulan,  $\Gamma(\alpha)$  adalah fungsi *gamma* pada  $\alpha$ .  $\alpha$  adalah shape parameter ( $\alpha > 0$ ),  $\beta$  adalah parameter skala ( $\beta > 0$ ),  $e$  adalah eksponensial,  $n$  adalah jumlah data hujan yang masuk dalam observasi dan  $\bar{x}$  adalah rata-rata curah hujan. Nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  pada setiap stasiun hujan dapat diestimasi dengan rumus berikut.

$$\alpha = \frac{1}{4(\ln(\bar{x}) - \frac{\sum(\ln(\bar{x}))}{n})} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{4(\ln(\bar{x}) - \frac{\sum(\ln(\bar{x}))}{n})}{3}} \right) \quad (2.3)$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad (2.4)$$



$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (2.5)$$

Parameter  $\alpha$  dan  $\beta$  yang dihasilkan kemudian digunakan untuk mengetahui kemungkinan nilai *cummulative* PDF dari kejadian curah hujan pada bulan dan waktu yang diinginkan. *Cummulative Distribution Function* (CDF) yakni  $G(x)$  dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx \quad (2.6)$$

Dimana  $t = x/\beta$ , fungsi *gamma* dapat ditulis secara lengkap dengan:

$$G(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^t x^{\alpha-1} e^{-t} dt \quad (2.7)$$

Nilai  $G(x)$  tidak terdefinisi apabila  $x = 0$  dan hal itu dapat terjadi karena distribusi curah hujan berisi nol, sehingga kemungkinan *cummulative* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (2.8)$$

Diamana  $q$  kemungkinan kejadian tanpa hujan. Nilai estimasi  $H(x)$  kemudian ditransformasikan ke bentuk normal acak dengan rata-rata bernilai nol dan varians satu.

Untuk  $0 < H(x) \leq 0.5$

$$Z = SPI = + \left( t - \frac{c_0 + c_1 + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right) \quad (2.9)$$

$$t = \sqrt{\ln \left( \frac{1}{1.0 - (H(x))^2} \right)} \quad (2.10)$$

Untuk  $0.5 < H(x) \leq 1.0$

$$Z = SPI = - \left( t - \frac{c_0 + c_1 + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} + \right) \quad (2.11)$$

$$t = \sqrt{\ln \left( \frac{1}{(H(x))^2} \right)} \quad (2.12)$$

Dan nilai  $c_0, c_1, c_2, d_1, d_2$ , dan  $d_3$  adalah sebagai berikut.

$$c_0 = 2.515517$$

$$c_1 = 0.802853$$

$$c_2 = 0.010328$$

$$d_1 = 1.432788$$

$$d_2 = 0.189269$$

$$d_3 = 0.001308$$

Kategori kekeringan berdasarkan nilai SPI dapat dilihat pada tabel berikut ini. Klasifikasi SPI tersebut berdasarkan (McKee, et al., 1993).

**Tabel 2.1** Kriteria Intensitas Kekeringan di Indonesia

Kelas	Nilai SPI
Kekeringan tinggi	$\leq -2.00$
Kekeringan sedang	$-1.99 - -1.50$
Kekeringan ringan	$-1.49 - -1.00$
Normal	$-0.99 - 0.99$
Kebasahan ringan	$1.00 - 1.49$
Kebasahan sedang	$1.50 - 1.99$
Kebasahan tinggi	$\geq 2.00$

Jika nilai SPI positif, maka SPI mengidentifikasi curah hujan berada di atas rata-rata, namun jika nilai SPI negatif maka berada di bawah rata-rata.

## 2.7 PCA

*Principal Component Analysis* (PCA) adalah salah satu cara untuk mengidentifikasi pola data dan menyatakan sedemikian rupa sehingga dapat terlihat persamaan dan perbedaannya. Pola tersebut

digunakan untuk mengurangi ukuran atau dimensi data tanpa kehilangan banyak informasi yang terkandung (Smith, 2002). Secara matematis PCA didefinisikan sebagai transformasi linear ortogonal pada data ke sistem koordinat yang baru yang menyebabkan variansi terbesar dari proyeksi data manapun berada pada koordinat pertama yang disebut sebagai komponen utama pertama, sedangkan variansi terbesar kedua pada koordinat kedua, hingga variansi-variansi selanjutnya.

*Principal Component* dapat dibentuk dari matrik kovarians maupun korelasi. *Principal Component* secara aljabar merupakan kombinasi linier dari  $p$  variabel acak  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ . Secara geometris, kombinasi linier tersebut merupakan sistem koordinat yang didapatkan dari transformasi sistem awal dengan  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$  sebagai sumbu kordinat. Berikut ini merupakan matriks kovarians dari proses transformasi tersebut.

$$\Sigma = Cov(X) = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

$\sigma_{ij}$  merupakan kovarian dari baris ke  $i$  dan kolom ke  $j$ . Hubungan antara koefisien kovarian dan korelasi dinyatakan:

$$\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{\sigma_{ii}\sigma_{jj}}} \quad (2.14)$$

Bila variabel-variabel yang diamati tidak memiliki satuan yang sama, maka PC dibentuk dari matrik korelasi dengan melakukan standardisasi terlebih dahulu. Matrik kovarians komponen yang baru adalah matrik diagonal dinyatakan sebagai berikut:

$$\Sigma Y = YY^t = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Syarat membentuk *Principal Component* agar memiliki keragaman besar adalah dengan memilih *eigenvector*  $e_i = (e_1, e_2, \dots, e_p)^T$  sedemikian hingga  $\text{Var}(e_1^T X)$  maksimum dan  $e_i^T e_i = 1$  dan  $\text{cov}(e_1^T X, e_k^T X) = 0$  untuk  $k < l$ . Vektor random  $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$  mempunyai matrik varians kovarians  $\Sigma$  dan matrik korelasi. Melalui matrik varian kovarians tersebut didapatkan *eigenvalue* dan *eigenvector*. Maka nilai PC tersebut adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} PC_1 &= e_1^T X = e_{11}x_1 + e_{21}x_2 + \dots + e_{p1}x_p \\ PC_2 &= e_2^T X = e_{12}x_1 + e_{22}x_2 + \dots + e_{p2}x_p \\ PC_p &= e_p^T X = e_{1p}x_1 + e_{2p}x_2 + \dots + e_{pp}x_p \end{aligned} \quad (2.16)$$

Dengan

$PC_1$ : PC pertama, yang memiliki varians paling besar

$PC_2$ : PC kedua, yang memiliki varians terbesar kedua

$PC_p$ : PC ke-p, yang memiliki varians terbesar ke-p

$x_1$  : variabel asal pertama

$x_2$  : variabel asal kedua

$x_p$  : variabel asal ke-p

$e_p$  : *eigenvector* variabel ke-p

Model *Principal Component* ke- $i$  secara umum ditulis dengan:

$$PC_i = e_i^T X \text{ dimana } i=1,2,\dots,p \quad (2.17)$$

Dari uraian diatas menghasilkan nilai varians dan kovarians sebagai berikut:

$$Var(PC_i) = e_i^T \sum e_i = \lambda_i \text{ dimana } i = 1, 2, \dots, p \quad (2.18)$$

$$Cov(PC_i, PC_k) = e_i^T \sum e_i = 0 \text{ untuk } i \neq k \quad (2.19)$$

*Principal Component* yang tidak berkorelasi dan nilai variansnya sama dengan nilai *eigenvalue* dari matrik kovarians memiliki nilai:

$$\sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = \sum_{i=1}^p var(PC_i) \quad (2.20)$$

Dari perhitungan nilai varians dan *eigenvalue* didapatkan prosentase varians total keragaman yang diterangkan oleh *Principal Component* ke-*i* sebagai berikut:

$$\text{Proporsi varians ke } -i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_i + \dots + \lambda_p} \quad (2.21)$$

Jika *Principal Component* yang diambil sebanyak *k*, dimana nilai  $k < p$ , maka:

$$\text{Proporsi varians PC} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_k + \dots + \lambda_p} \quad (2.22)$$

Jika PCA linier, maka digunakan matrik kovarians yang telah terstandarisasi karena diagonal metrik utamanya bernilai 1. Total keragaman populasi untuk variabel terstandarisasi adalah *p*. Dimana *p* adalah jumlah elemen diagonal matrik korelasi, sehingga:

$$\text{Proporsi varians ke } -i = \frac{\lambda_i}{p} \times 100\% \quad (2.23)$$

Sampai saat ini tidak ada kriteria baku menentukan jumlah PC. Menurut Johnson (2002) terdapat beberapa hal yang dapat dipakai sebagai acuan dalam menentukan banyaknya PC yaitu;

1. Melihat *scree plot* yang menggambarkan eigen value  $\hat{\lambda}_i$  dengan jumlahnya,  $i$  menentukan jumlah PC yang sesuai, maka bisa dilihat pada potongan/patahan garis.
2. Banyaknya PC dipilih sesuai dengan banyaknya eigen value yang lebih dari 1 bila diperoleh dari matrik korelasi.
3. Komponen utama yang ideal dapat digunakan apabila total variansi yang dijelaskan adalah 80-90%.

## 2.8 Uji Parameter Serentak

Uji serentak dilakukan untuk mengetahui signifikansi persamaan regresi. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara serentak adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = 0$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_j \neq 0, \quad j = 1, 2, \dots, p$$

Taraf nyata:  $\alpha$

Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{MS_{regresi}}{MS_{residual}} = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{p}}{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p-1}} \quad (2.24)$$

dimana  $n$  merupakan jumlah pengamatan dan  $p$  adalah jumlah parameter

Daerah penolakan:

Tolak  $H_0$ , jika  $F_{hitung} > F_{(p, n-p-1)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

## 2.9 Uji Parameter Individu

Uji individu dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ , hingga  $\beta_n$ . Tujuannya adalah untuk mengetahui apakah parameter dalam persamaan regresi yang dihasilkan memiliki pengaruh terhadap model atau tidak. Apabila parameter yang diuji menghasilkan keputusan untuk gagal menolak  $H_0$  maka dapat dikatakan bahwa parameter tersebut memiliki nilai yang

tidak berpengaruh terhadap model. Hipotesis dalam pengujian parameter secara adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, \quad j = 1, 2, \dots, p$$

Taraf nyata:  $\alpha$

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\widehat{\beta}_j}{SE(\widehat{\beta}_j)} = \frac{\widehat{\beta}_j}{\sqrt{mse / \sum (x_i - \bar{x})^2}} \quad (2.25)$$

Daerah Penolakan:

Tolak  $H_0$  jika nilai  $|t_{hitung}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, (n-p-1)\right)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

## 2.10 Uji Normalitas

Untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal, maka dilakukan uji normalitas dengan menggunakan metode *Kolmogorov-Smirinov*. Hipotesis dalam uji normalitas adalah sebagai berikut.

$H_0$  : Data berdistribusi normal

$H_1$  : Data tidak berdistribusi normal

Tolak  $H_0$  jika nilai  $p\text{-value} < \alpha$

## 2.11 Uji Multikolinieritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi dengan beberapa variabel prediktor adalah tidak ada kasus multikolinieritas atau tidak terdapat korelasi antar variabel prediktor. Apabila asumsi tersebut dilanggar maka taksiran parameter yang diperoleh menjadi bias (Setiawan & Kusriani, 2010). Pendeteksian multikolinieritas dengan menggunakan nilai VIF (Draper & Smith, 1998). VIF mengukur berapa besar estimasi koefisien regresi dipengaruhi oleh hubungan interaksi antar variabel dalam model. Terdapat beberapa kriteria VIF yaitu.

**Tabel 2.2** Kriteria VIF

Nilai VIF	Indikasi
1	Tidak ada korelasi
1-5	Ada korelasi sedang
5-10	Ada korelasi yang tinggi
Lebih dari 10	Terjadi multikolinieritas

## 2.12 Kriteria Keباikan Model

Kriteria kebaikan model yang digunakan pada analisa data adalah *Mean Square Error* (MSE) dan *R-square* ( $R^2$ ). Nilai MSE didapat dari persamaan berikut.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{df} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.26)$$

Dengan derajat (df) adalah (n-p-1), dimana n merupakan jumlah pengamatan dan p adalah jumlah parameter. Sedangkan kriteria kebaikan model pada data in sample adalah  $R^2$  Nilai  $R^2$  diperoleh dari persamaan berikut:

$$R^2 = \left( 1 - \frac{SS_{error}}{SS_{total}} \right) \times 100\% \quad (2.27)$$

Dengan  $SS_{error} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$  dan  $\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ ,  
 $i = 1, 2, \dots, n$

Semakin kecil *MSE* semakin baik model yang didapat, sebaliknya semakin besar  $R^2$  semakin besar kebaikan modelnya.



## BAB III

### METODELOGI PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *website online* Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika berupa data curah hujan bulanan selama periode 1999-2015 pada 9 stasiun pengamatan yaitu: Komodo, Frans, Fransiskus, Gewayantana, Mali, Umbu, Lasiana, Eltari dan Tardamu. Data variabel independen yang berupa geopotensial pada ketinggian 500, 850, 875, 900, dan 1000 hPa dengan resolusi  $0.25^0 \times 0.25^0$  selama periode 1999-2015 yang diperoleh dari data ERA-Interim pada *website* <http://www.ecmwf.int/datasets/data/interim>.

#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel dependen dan independen. Berikut merupakan keterangan dari variabel tersebut.

##### 1. Variabel Dependen

Variabel dependen yang digunakan adalah data curah hujan untuk wilayah Nusa Tenggara Timur pada tahun 1999-2015 yang diambil dari 9 stasiun pengukuran. Struktur data untuk variabel curah hujan ditunjukkan oleh Tabel 3.1

**Tabel 3.1** Struktur Data Variabel Curah Hujan

Tanggal	Nama Stasiun		
	Komodo	...	Tardamu
<b>01-1-1999</b>	$Y_{1\ 1}$	...	$Y_{1\ 9}$
<b>02-1-1999</b>	$Y_{2\ 1}$	...	$Y_{2\ 9}$
...	...	...	...
<b>31-12-2015</b>	$Y_{5840\ 1}$	...	$Y_{5840\ 9}$

Keterangan  $X_{ab}$ : X adalah data curah hujan pada tanggal ke-a dari stasiun ke-b, dimana  $a = 1, 2, \dots, 5840$  dan  $b = 1, 2, \dots, 9$

## 2. Variabel Independen

Variabel independen yang digunakan adalah data geopotensial bulanan pada koordinat 8°LS-12°LS dan 118°BT-125°BT pada tahun 1999-2015. Struktur data untuk variabel geopotensial ditunjukkan oleh Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Struktur Data Geopotensial

Koordinat	8°LS				8,25°LS				...°LS	12°LS			
Bulan	118° BT	118,25° BT	...	125° BT	118° BT	118,25° BT	...	125° BT	...	118° BT	118,25° BT	...	125° BT
Jan-99	X <sub>1 1 1</sub>	X <sub>1 2 1</sub>	...	X <sub>1 29 1</sub>	X <sub>1 1 2</sub>	X <sub>1 2 2</sub>	...	X <sub>1 29 2</sub>	...	X <sub>1 1 17</sub>	X <sub>1 2 17</sub>	...	X <sub>1 29 17</sub>
Feb-99	X <sub>2 1 1</sub>	X <sub>2 2 1</sub>	...	X <sub>2 29 1</sub>	X <sub>2 1 2</sub>	X <sub>2 2 2</sub>	...	X <sub>2 29 2</sub>	...	X <sub>2 1 17</sub>	X <sub>2 2 17</sub>	...	X <sub>2 29 17</sub>
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Des-15	X <sub>192 1 1</sub>	X <sub>192 2 1</sub>	...	X <sub>192 29 1</sub>	X <sub>192 1 2</sub>	X <sub>192 2 2</sub>	...	X <sub>192 29 2</sub>	...	X <sub>192 1 17</sub>	X <sub>192 2 17</sub>	...	X <sub>192 29 17</sub>

Keterangan :

X<sub>abc</sub> = X adalah data curah hujan pada bulan ke-i, titik lintang ke-j, dan titik bujur ke-k, dimana i = 1,2,...,192 , j =1,2,..., 17, k = 1,2,...29







### 3.3 Langkah Penelitian

Terdapat beberapa tahap yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu pra-pemrosesan pada variabel dependen, dan independen, pemodelan terhadap variabel tersebut, serta melakukan validasi terhadap model yang telah dibuat. Berikut ini merupakan langkah-langkah yang dilakukan.

1. Menentukan variabel independen ( $X$ ) yang diambil dari data ERA-Interim yaitu peubah geopotensial, dan variabel dependen ( $Y$ ) adalah curah hujan.
2. Melakukan konversi ekstensi .nc menjadi .txt setiap titik koordinat yang menjadi wilayah penelitian menggunakan software GrADS pada variabel independen ( $X$ ) lalu menggabungkan setiap titik koordinat yang berekstensi txt menjadi file csv.
3. Pra-pemrosesan *outlier* dan *missing value* pada data variabel independen ( $X$ ).
4. Pra-pemrosesan dengan *Principal Component Analysis* (PCA) pada data variabel independen ( $X$ ) dan dependen ( $Y$ ) dengan langkah sebagai berikut.
  - a. Membuat matrik varians kovarians.
  - b. Menurunkan nilai *eigen*  $\lambda$  dengan persamaan  $|S - \lambda I| = 0$  dan *eigenvector* dengan persamaan  $Sx = \lambda x$ .
  - c. Menentukan jumlah komponen utama variabel  $x$  yang dibangkitkan dengan melihat varians kumulatif yang lebih dari sama dengan 80% - 90%
  - d. Mendapatkan variabel independen ( $X$ ) dan dependent ( $Y$ ) sejumlah  $p$  variabel.
5. Menghitung nilai SPI pada skala waktu 1 bulan (SPI1), 2 bulan (SPI2) dan SPI 3 bulan (SPI3).

6. Membagi data hasil pra-pemrosesan menjadi dua bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* dimulai dari tahun 1999-2014, sedangkan data *out sample* yaitu data pada tahun 2015.
7. Melakukan pemodelan *Statistical Downsacaling* pada data *in sample* menggunakan regresi linier berganda dengan variabel prediktor dan juga respon berupa komponen utama yang dihasilkan.

1. Model SPI satu bulanan.

$$SPI_1 = f(Z_t + Z_{t-i} + SPI_{1-i}) + \varepsilon$$

2. Model SPI dua bulanan.

$$SPI_2 = f(Z_t + Z_{t-i} + SPI_{2-i}) + \varepsilon$$

3. Model SPI tiga bulanan.

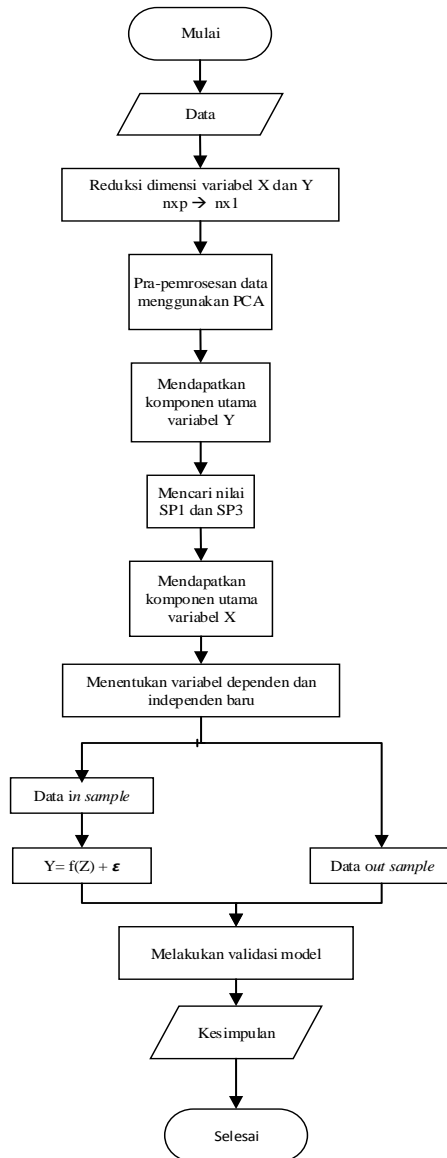
$$SPI_3 = f(Z_t + Z_{t-i} + SPI_{3-i}) + \varepsilon$$

Keterangan:

$Z$  = nilai ketinggian geopotensial

8. Melakukan validasi model dengan menggunakan data *out sampel* pada model SPI waktu satu bulan (SPI1), dua bulan (SPI2), dan SPI waktu tiga bulan (SPI3).
9. Menarik kesimpulan.

Langkah pengolahan dan analisa data yang dilakukan dalam penelitian ini disajikan pada diagram alir gambar 3.1



**Gambar 3.1** Diagram Alir Metode Analisa Data



*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dikaji mengenai kekeringan di wilayah Nusa Tenggara Timur (NTT). Data yang digunakan pada analisis adalah data curah hujan dan ketinggian geopotensial. Data geopotensial berupa data *ERA-Interim* yang dipublikasi oleh <http://www.ecmwf.int/datasets/data/interim>.

#### **4.1 Preprocessing Data Curah Hujan**

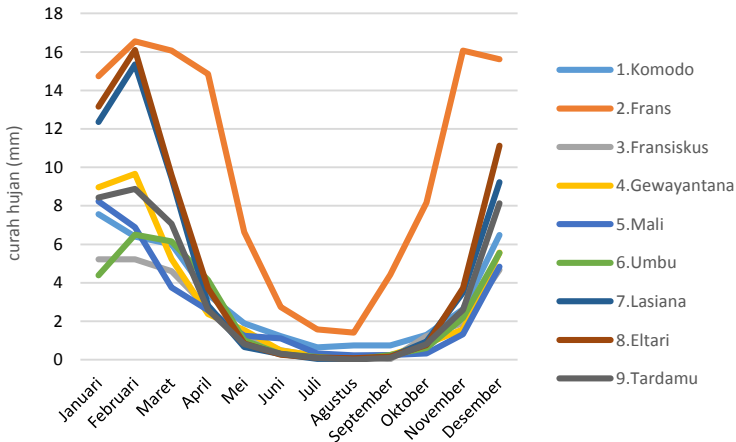
Setelah itu data dikonversikan dari tipe .nc menjadi .tx dengan aplikasi GrADS (*Grid Analysis and Display System*). Script untuk mengkonversikan ada di Lampiran 3, sedangkan tampilan aplikasi tersebut terdapat pada Lampiran 4. Proses konversi tersebut didapatkan 493 file .txt dengan data sebanyak 204 bulan tiap file sehingga perlu dilakukan penggabungan menjadi satu file .csv. Penggabungan file .txt tersebut menggunakan script Lampiran 5. Data dengan tipe .csv merupakan data geopotensial yang siap dilakukan analisis.

Terdapat 9 stasiun curah hujan yang akan digunakan dalam menganalisis kondisi kekeringan yakni stasiun Meteorologi Komodo, stasiun Meteorologi Frans Sales Lega, stasiun Meteorologi Fransiskus Xaverius Seda, stasiun Meteorologi Gewayantana, stasiun Meteorologi Mali, stasiun Meteorologi Umbu Mehang Kunda, stasiun klimatologi Lasiana, stasiun Meteorologi Eltari, dan stasiun Meteorologi Tardamu. Variabel respon pada analisis menggunakan data curah hujan. Data curah hujan diambil dari publikasi online yang dikeluarkan oleh BMKG melalui [website \*http://www.dataonlinebmkg.go.id\*](http://www.dataonlinebmkg.go.id). Berikut ini merupakan hasil dari *preprocessing* data tersebut.

#### **4.2 Statistika Deskriptif**

Data yang dilakukan analisis adalah data yang telah dilakukan imputasi *missing value* pada penelitian sebelumnya.

Berikut ini merupakan analisis statistika deskriptif dari data tersebut.



**Gambar 4.1** Pola Curah Hujan Stasiun Meteorologi di NTT

Gambar 4.1 merupakan rata-rata pola curah hujan bulanan tahun 1999 hingga 2015. Dari gambar tampak bahwa setiap stasiun meteorologi memiliki pola curah hujan yang hampir sama yaitu monsun. Pola hujan monsun memiliki 4 pengelompokan zona musim, yaitu musim hujan, transisi musim hujan ke musim kemarau, musim kemarau, dan transisi musim kemarau ke musim hujan. Stasiun Frans Sales Lega memiliki curah hujan yang paling tinggi dibandingkan stasiun yang lain, sedangkan stasiun Eltafari dan Lasiana memiliki nilai curah hujan yang hampir sama setiap waktunya. Bulan Mei, Juni, Juli, Agustus, September, dan Oktober curah hujannya lebih rendah dibandingkan dengan bulan yang lain. Hal tersebut karena pada bulan Juni, Juli, Agustus, September, dan Oktober terjadi musim kemarau. Puncak kemarau terjadi pada bulan Juli. Pada bulan tersebut hampir tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada stasiun hujan Frans Sales Lega. Pada bulan November terjadi transisi musim kemarau ke penghujan. Musim penghujan

terjadi pada bulan Desember, Januari dan Februari. Berikut ini merupakan tabel rata-rata karakteristik hujan pada setiap stasiun pengamatan tersebut.

**Tabel 4.1** Nilai Rata-rata, Standar Deviasi, dan Kisaran Curah Hujan di Sembilan Stasiun Pengamatan Tahun 1999-2015

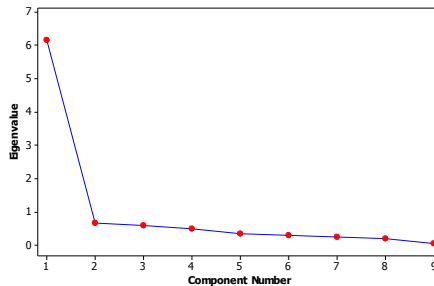
No.	Stasiun Pengamatan	Rata-rata (mm/hari)	Std Dev	Kisaran curah hujan (mm)
1	Komodo	3.241	9.357	0-212.5
2	Frans Sales Lega	9.859	17.377	0-218.7
3	Fransiskus Xaverius	2.284	7.722	0-132.5
4	Gewayantana	3.030	10.563	0-180.5
5	Mali	2.573	9.630	0-248.0
6	Umbu Mehang	2.581	8.255	0-157.9
7	Lasiana	4.519	14.248	0-280.0
8	Eltari	4.918	13.535	0-195.0
9	Tardamu	3.298	10.875	0-239.3

Tabel 4.1 merupakan karakteristik curah hujan harian pada 9 stasiun pengamatan. Stasiun Frans Sales Lega merupakan stasiun dengan curah hujan yang paling tinggi dan variasi curah hujan yang paling beraneka ragam bila dibanding dengan stasiun yang lain. Rata-rata curah hujan harian pada kurun waktu 17 tahun di stasiun tersebut adalah sebesar 9.859 mm/hari. Stasiun Lasiana merupakan stasiun yang paling tinggi curah hujannya selama kurun waktu 17 tahun yakni dapat mencapai 280 mm. Stasiun Fransiskus Xaverius Seda merupakan stasiun dengan rata-rata curah hujan paling rendah dan variasi curah hujan yang paling kecil yaitu sebesar 2.284 mm/hari. Dapat diketahui juga stasiun Fransiskus Xaverius Seda merupakan stasiun yang paling jarang hujan. Curah hujan maksimum pada stasiun tersebut hanya sebesar 132,5 mm selama kurun waktu 17 tahun, padahal di stasiun lainnya curah hujan maksimumnya bisa mencapai lebih dari 200 mm. Pada tabel juga dapat diketahui bahwa stasiun meteorologi Gewayantana memiliki rata-rata curah hujan yang hampir sama dengan stasiun Terdamu, begitu pula dengan stasiun meteorologi Komodo memiliki rata-rata curah hujan yang hampir sama dengan

stasiun Mali. Setelah dilakukan analisis statistika deskriptif terhadap 9 stasiun pengamatan curah hujan maka langkah selanjutnya adalah melakukan reduksi terhadap stasiun-stasiun tersebut. Reduksi yang digunakan adalah *Principal Component Analysis* (PCA). *Principal Component* dipilih sebagai metode reduksi karena dapat mengidentifikasi pola data dan menyatakan sedemikian rupa sehingga dapat terlihat persamaan dan perbedaannya. Berikut ini merupakan reduksi yang telah dilakukan.

#### 4.3 Reduksi Data Curah Hujan dengan *Principal Component Analysis*

Tujuan dari reduksi adalah mencari satu variabel respon tanpa membuang banyak informasi yang terkandung dari variabel lain. Banyak komponen yang dapat terbentuk dapat dilihat secara visual dengan *screeplot*. Berikut ini merupakan *screeplot* dari keragaman *Principal Component* tersebut.



**Gambar 4.2** *Screeplot* Keragaman PC Data Curah Hujan

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa terdapat 1 Faktor yang sangat berpengaruh membentuk model *Principal Component*. Banyaknya faktor yang terbentuk ditentukan dari ketajaman kemiringan garis yang menghubungkan titik antar komponen. Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa garis yang menghubungkan komponen pertama dan kedua sangat curam, sedangkan garis yang lain sangat landai. Nilai *eigen* dan proporsi

nilai total varian untuk masing-masing variable disajikan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Nilai *Eigen* dan Proporsi Nilai Total Varian

Komponen	Nilai <i>Eigen</i>	Proporsi Varian
1	6,1557	0,684
2	0,6683	0,074
3	0,5855	0,065
4	0,4841	0,054
5	0,3422	0,038
6	0,2925	0,032
7	0,2396	0,027
8	0,1864	0,021
9	0,0458	0,005

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa proporsi nilai total varian adalah sebesar 0,684 artinya nilai total varians yang dapat dijelaskan oleh komponen tersebut adalah sebesar 68,4%. Dari proses *Principal Component* tersebut diperoleh persamaan PC sebagai berikut.

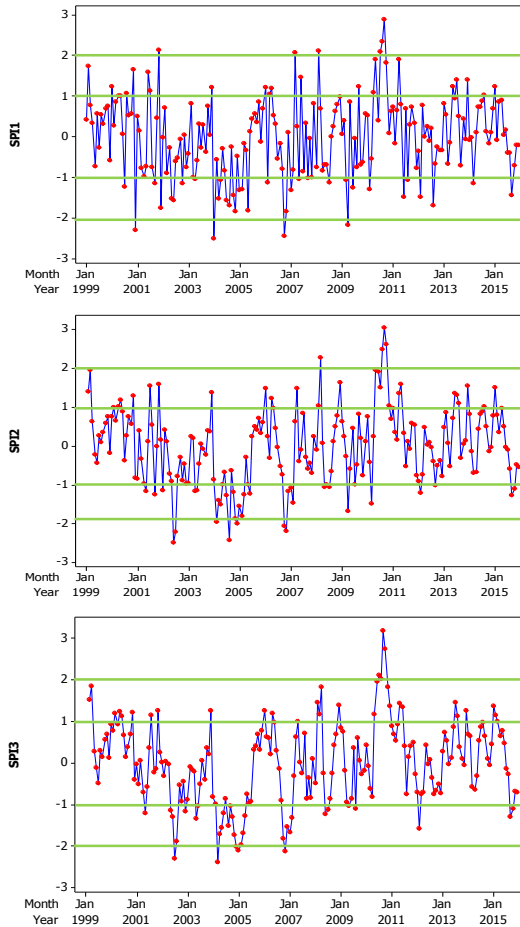
$$PC1 = 0,331 \text{ Komodo} + 0,295 \text{ Frans} + 0,325 \text{ Fransiskus} + 0,326 \text{ Gewayantana} + 0,299 \text{ Mali} + 0,34 \text{ Umbu} + 0,352 \text{ Lasiana} + 0,373 \text{ Eltari} + 0,352 \text{ Tardamu}$$

Nilai persamaan *Principal Component* tersebut akan digunakan sebagai variabel respon dalam identifikasi kondisi kekeringan di wilayah NTT. Nilai hasil reduksi *Principal Component* dapat dilihat pada Lampiran 7.

#### 4.4 *Standardized Precipitation Index (SPI)*

Setelah didapatkan nilai curah hujan yang telah dilakukan reduksi *Principal Component*, maka langkah selanjutnya adalah mencari nilai SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan sebagaimana perhitungan pada Bab II. SPI satu bulanan merupakan perhitungan indeks kekeringan berdasarkan penjumlahan curah hujan setiap satu bulan. SPI dua bulanan merupakan perhitungan

indeks kekeringan berdasarkan penjumlahan curah hujan setiap dua bulan. SPI tiga bulanan merupakan perhitungan indeks kekeringan berdasarkan penjumlahan curah hujan setiap tiga bulan. Karakteristik setiap jenis SPI tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut.



**Gambar 4.3** *Time series Plot SPI*

Gambar 4.3 merupakan *Time series Plot* SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan di wilayah Nusa Tenggara Timur (NTT) dari tahun 1999 hingga 2015. Dapat diketahui dari gambar bahwa nilai indeks kekeringan memiliki pola yang hampir sama pada SPI satu bulanan, dua bulanan, maupun tiga bulanan. Berikut ini merupakan rangkuman kondisi kekeringan di wilayah NTT berdasarkan jenis perhitungan indeks kekeringan.

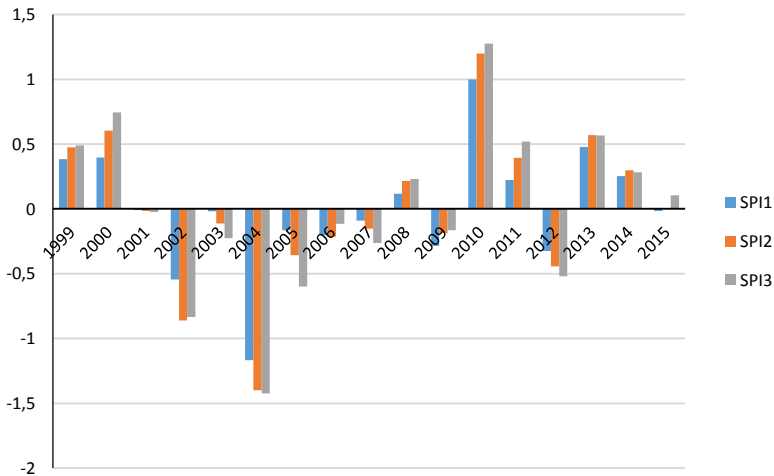
**Tabel 4.3** Intensitas Kekeringan di NTT

Kriteria	Jumlah Kejadian		
	SPI1	SPI2	SPI3
Kekeringan tinggi	5	6	6
Kekeringan sedang	9	7	7
Kekeringan ringan	21	19	18
Kebasahan ringan	16	19	21
Kebasahan sedang	7	6	5
Kebasahan tinggi	5	4	5
Total kondisi kering	35	32	31
Total kondisi basah	28	29	31

Pada setiap perhitungan indeks kekeringan tersebut menunjukkan bahwa sering kali terjadi kekeringan di wilayah Nusa Tenggara Timur karena banyak nilai SPI yang kurang dari -1, bahkan terdapat beberapa kejadian kekeringan yang sangat ekstrim pada kurun waktu tersebut karena nilai SPI yang ditunjukkan kurang dari -2. Perhitungan kekeringan selama kurun waktu 17 tahun dengan SPI satu bulanan menunjukkan bahwa terdapat 17,15% frekuensi kekeringan, perhitungan dengan SPI dua bulanan menunjukkan bahwa terdapat 15,68% frekuensi kekeringan, sedangkan perhitungan dengan SPI tiga bulanan menunjukkan bahwa terdapat 15,19% frekuensi kekeringan. Perhitungan SPI satu bulanan menunjukkan kekeringan ekstrim terjadi pada bulan Desember 2000, Januari 2004, Oktober 2006, dan April 2009. Perhitungan SPI dua bulanan menunjukkan kekeringan ekstrim terjadi pada bulan Juli 2002, Agustus 2002, Agustus 2004, Oktober 2006, dan November 2006. Perhitungan



SPI tiga bulanan menunjukkan kekeringan ekstrim terjadi pada bulan Juli 2002, Maret 2004, Desember 2004, Januari 2005, dan November 2006. Hal tersebut menunjukkan bahwa intensitas kekeringan di wilayah Nusa Tenggara Timur sangat berbeda-beda, meskipun pada kurun waktu 17 tahun memiliki frekuensi kekeringan yang hampir sama. Intensitas kekeringan setiap tahun ditunjukkan Gambar 4.4.

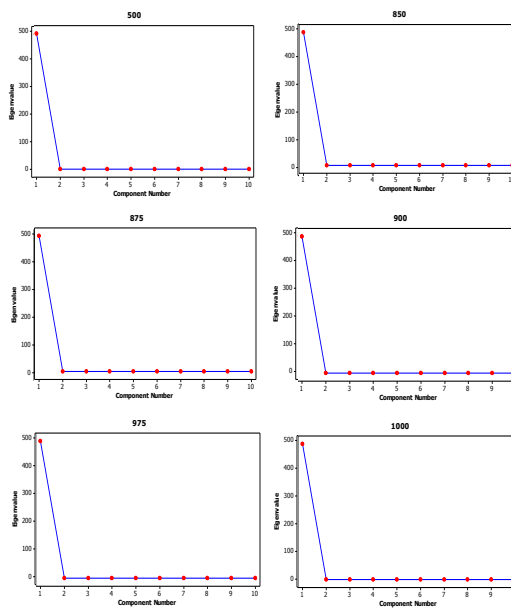


**Gambar 4.4** Rata-rata SPI setiap Tahun

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan memiliki pola nilai yang hampir sama. perhitungan SPI tiga bulanan memiliki nilai tingkat kekeringan dan kebasahan paling besar dibandingkan dengan perhitungan SPI yang lain. Indeks kekeringan tersebut menunjukkan bahwa tahun 2004 merupakan tahun yang paling tinggi intensitas kekeringannya, dan tahun 2010 merupakan tahun yang paling kecil intensitas kekeringannya.

#### 4.5 Reduksi Data Geopotensial dengan *Principal Component Analys*

Setelah dilakukan reduksi data curah hujan dan dilakukan perhitungan nilai SPI, maka selanjutnya adalah melakukan reduksi terhadap data geopotensial. Data geopotensial tersebut nantinya akan menjadi variabel prediktor dalam menentukan persamaan kekeringan. Terdapat 6 jenis data geopotensial selama kurun waktu 1999 hingga 2015 atau 204 bulan, yaitu geopotensial pada ketinggian 500, 850, 875, 900, 975, dan 1000 hPa. Masing-masing ketinggian tersebut terdapat sebanyak 493 data berdasarkan grid yang ditentukan. Berikut ini merupakan *screplot* hasil reduksi dengan *Principal Component* data tersebut pada setiap ketinggian.



**Gambar 4.5** *Screplot* Keragaman PC Data Geopotensial

Gambar 4.5 tersebut menunjukkan bahwa hanya terdapat 1 Faktor yang sangat membentuk model *Principal Component*. Hal tersebut ditunjukkan dari garis yang menghubungkan komponen pertama dan kedua sangat curam, sedangkan yang menghubungkan antar komponen yang lain hanya berupa kumpulan titik yang lurus. Berikut ini merupakan tabel yang menunjukkan besarnya proporsi dan jumlah komponen utamanya dari proses reduksi dengan *Principal Component* tersebut.

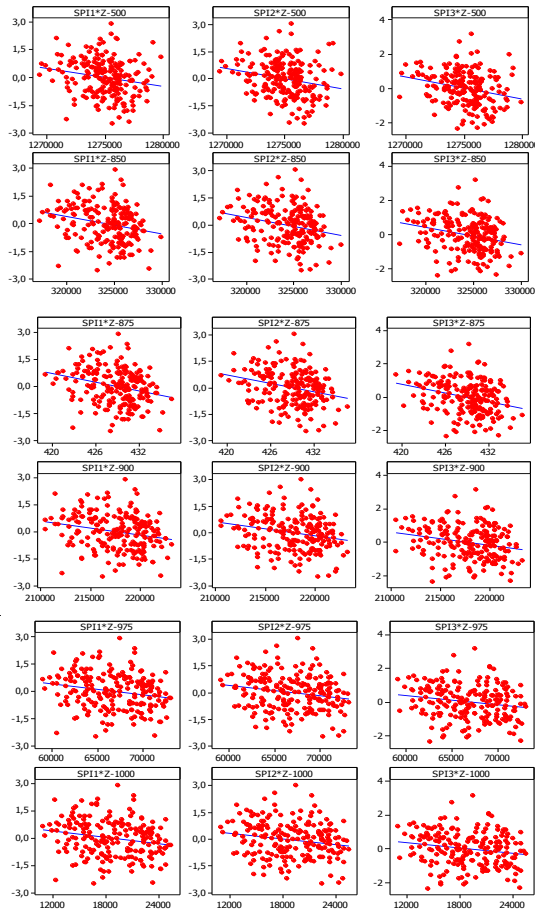
**Tabel 4.4** Nilai *Eigen* dan Persentase Kumulatif Nilai Total Varian

Ketinggian	Nilai <i>Eigen</i>	Persentase Nilai Total Varians	Jumlah PC
500	497,99	0,99	1
850	488,60	0,991	1
875	488,78	0,991	1
900	488,86	0,992	1
975	488,67	0,991	1
1000	488,41	0,991	1

Besarnya proporsi kumulatif *eigen value* dari hasil proses reduksi *Principal Component* variabel geopotensial pada setiap ketinggian di atas 0,99. Hal tersebut menunjukkan bahwa besarnya nilai total varian yang dapat dijelaskan oleh komponen tersebut adalah sebesar 99%. Nilai tersebut mendekati 1 sehingga cukup baik mewakili nilai lain yang tereduksi. Hasil reduksi pada seluruh ketinggian geopotensial berada diatas 0,99 menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan nilai geopotensial pada grid di wilayah NTT.

#### 4.6 *Scatter Plot* antara Variabel Geopotensial dan SPI

Setelah dilakukan *preprocessing* data curah hujan dan reduksi data dengan *Principal Component Analysis*, berikut ini merupakan hubungan antara variabel SPI dan geopotensial.



**Gambar 4.6** *Plot Hubungan SPI dan Geopotensial*

Gambar 4.6 menunjukkan pola hubungan SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan dengan variabel geopotensial pada setiap ketinggian. Pola tersebut membentuk hubungan linier, sehingga dapat dilakukan pemodelan *Statistical Downscaling*

dengan metode regresi linier. Semakin tinggi ketinggian geopotensial, *scatter plot* yang terbentuk semakin membentuk pola linier sebagaimana gambar yang terbentuk pada ketinggian geopotensial 900, 975, dan 1000 hPa, sedangkan *scatter plot* pada ketinggian 500 dan 850 hPa lebih membentuk pola gumpalan.

#### **4.7 Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan Regresi Linier**

Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier dilakukan dengan cara meregresikan data luaran GCM (*Global Circulation Model*) yakni data geopotensial pada masing-masing ketinggian sebagai variabel prediktor dan data SPI sebagai variabel respon. Jenis SPI yang digunakan yaitu SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan. Variabel prediktor yang digunakan tidak hanya data geopotensial tetapi juga menggunakan variabel SPI waktu sebelumnya tergantung dari variabel responnya dan tingkat signifikansinya. Penggunaan variabel prediktor waktu sebelumnya didasarkan pada tingkat signifikansi terhadap model agar diperoleh model terbaik. Berdasarkan uji serentak semua model *Statistical Downscaling* telah signifikan karena nilai *p-value* pada tabel anova kurang dari  $\alpha = 0,05$  sebagaimana dapat dilihat pada lampiran 12. Berikut ini merupakan pemodelan *Statistical Downscaling* pada data *in-sample*.

##### **4.7.1 Regresi Linier pada ketinggian 500 hPa**

Model *Statistical Downscaling* pada ketinggian 500 hPa, memiliki jumlah variabel prediktor yang berbeda-beda pada setiap persamaan. Perbedaan tersebut terjadi, karena setiap persamaan regresi memiliki respon yang berbeda yaitu SPI satu bulan, dua bulan, dan tiga bulan, sehingga akan didapatkan tingkat akurasi dan signifikansi yang berbeda pada setiap variabel. Variabel yang diambil dalam memodelkan regresi adalah geopotensial dan SPI sesuai jenis indeks kekeringan hingga lag ke 6. Digunakan variabel hingga lag ke 6 karena variabel-variabelnya cenderung

memiliki nilai ACF (*Auto Corelation Function*) dan PACF (*Partial Auto Corelation Function*) yang signifikan serta CCF (*Cross Corelation Function*) yang masih cenderung tinggi bila dibandingkan dengan lag yang lain. Berikut ini merupakan uraian persamaan *Statistical Downscaling* pada setiap ketinggian.

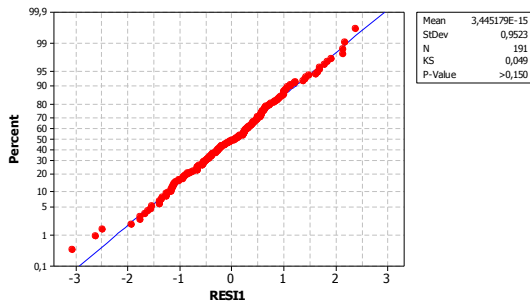
**Tabel 4.5** Persamaan *Statistical Downscaling* 500 hPa

Ketinggian Geopotensial	Persamaan Regresi
500 hPa	$SPI1 = 63,1 + 0,226 SPI1_{t-1} - 0,000182 Z_{500} + 0,000132 Z_{500,t-2}$
	$SPI2 = -31,3 + 0,868 SPI2_{t-1} - 0,484 SPI2_{t-2} + 0,308 SPI2_{t-3} - 0,000091 Z_{500} + 0,000163 Z_{500,t-2} - 0,000122 Z_{500,t-3} + 0,000075 Z_{500,t-5}$
	$SSPI3 = -33,2 + 0,852 SPI3_{t-1} - 0,282 SPI3_{t-3} + 0,229 SPI3_{t-4} + 0,000087 Z_{500,t-3} - 0,000061 Z_{500,t-4}$

Tabel 4.5 menunjukkan persamaan SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan dengan data prediktor berupa geopotensial pada ketinggian 500 hPa. Pemodelan dengan respon SPI satu bulanan variabel prediktornya berupa SPI1 lag ke 1, geopotensial lag ke 0, dan geopotensial lag ke 1. Pemodelan dengan respon SPI dua bulanan variabel prediktornya berupa SPI2 lag ke 1, 2, dan 3, geopotensial lag ke 0, 2, 3, dan 5. Pemodelan dengan respon SPI tiga bulanan variabel prediktornya berupa SPI3 lag ke 1, 3, 4, geopotensial lag ke 3, dan 4.

Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 500 hPa telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya. Tujuan dilakukan uji normalitas adalah untuk mengetahui apakah data mempunyai sebaran normal atau tidak. Data yang memiliki sebaran normal, berarti data tersebut dianggap mewakili populasi. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan.

- $H_0$  : Data berdistribusi normal  
 $H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



**Gambar 4.7** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 500 hPa

Gambar 4.7 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan menggunakan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 500 hPa. Pada hasil uji *Kolmogorov Smirnov* menunjukkan bahwa nilai *p-value*  $> 0,150$  sehingga dapat disimpulkan berdistribusi. Pengujian distribusi normal pada indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai *p-value* lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12. Berikut ini merupakan nilai signifikansi dan hasil uji multikolinieritas dari variabel-variabel yang membentuk persamaan *Statistical Downscaling* tersebut dengan hipotesis sebagai berikut.

- $H_0$  : variabel signifikan terhadap model  
 $H_1$  : variabel tidak signifikan terhadap model

**Tabel 4.6** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 500 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	VIF
SPI1_1	0,002	1,046
500	0,000	1,808
500_1	0,008	1,860

Tabel 4.6 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor SPI1 satu bulan sebelumnya, geopotensial pada waktu tersebut, dan pada waktu sebelumnya. Table menunjukkan nilai *p-value* pada semua variabel kurang dari  $\alpha$ , sehingga dapat disimpulkan bahwa semua variabel berpengaruh terhadap model. Tabel 4.6 juga menunjukkan nilai VIF pada seluruh variabel kurang dari 10 sehingga disimpulkan antar variabel tersebut telah independen dan tidak mengalami multikolinieritas.

**Tabel 4.7** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 500 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP2_1	0,000	1,841
SP2_2	0,000	2,692
SP2_3	0,000	1,838
500	0,007	1,527
500_2	0,000	2,187
500_3	0,003	2,329
500_5	0,017	1,384

Tabel 4.7 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor yang membentuk persamaan regresi prediksi kekeringan dengan indeks SPI dua bulanan. Nilai *p-value* pada semua variabel kurang dari  $\alpha$ , sehingga dapat disimpulkan semua variabel berpengaruh terhadap model. Nilai VIF pada seluruh variabel kurang dari 10, hal tersebut berarti antar variabel telah independen dan tidak mengalami multikolinieritas.

**Tabel 4.8** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 500 hPa

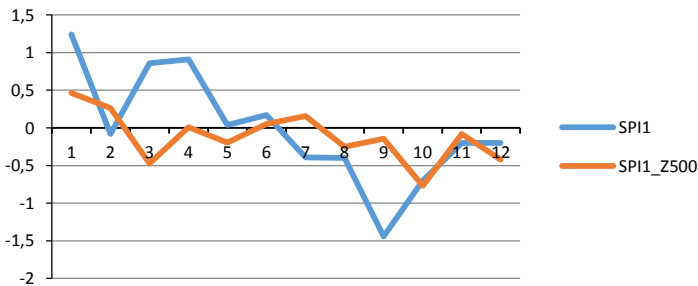
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP3_1	0,000	1,508
SP3_3	0,001	3,036
SP3_4	0,002	2,448
500_3	0,010	1,820
500_4	0,065	1,798

Tabel 4.8 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan peramalan SPI tiga bulanan. Tabel menunjukkan prediktor geopotensial ketinggian 500 hPa empat bulan sebelumnya



memiliki nilai  $p$ -value lebih dari  $\alpha$ , sehingga dengan menggunakan taraf uji 5% variabel tersebut tidak signifikan terhadap model. VIF pada seluruh variabel kurang dari 10, berarti antar variabel tersebut telah independen.

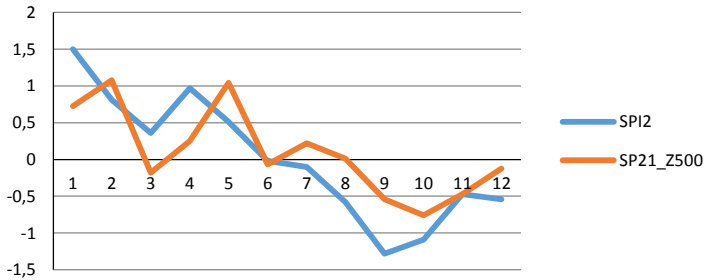
Pemodelan SPI satu bulanan variabel prediktor yang signifikan berupa variabel geopotensial pada waktu tersebut, geopotensial satu bulan sebelumnya, dan SPI1 satu bulan sebelumnya. Pemodelan SPI2 menunjukkan variabel yang signifikan membentuk model adalah SPI2 satu bulan hingga tiga bulan sebelumnya, geopotensial pada waktu tersebut, geopotensial dua bulan, tiga bulan, dan lima bulan sebelumnya. Pemodelan SPI tiga bulanan menunjukkan bahwa variabel geopotensial pada saat itu tidak signifikan terhadap model. Tingkat keakuratan model tersebut dapat dilihat pada perbandingan antara hasil peramalan dan observasi pada data *out sample*. Berikut ini merupakan grafik perbandingan antara hasil ramalan SPI dengan data *out sample*.



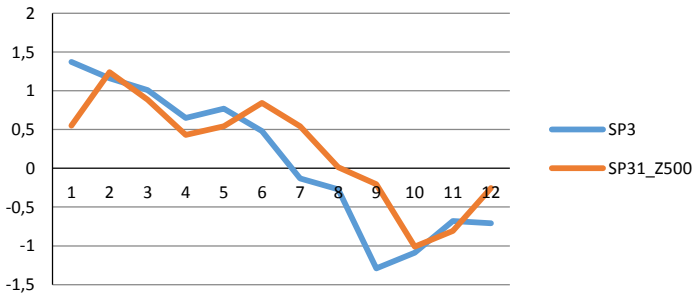
**Gambar 4.8** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa

Gambar 4.8, 4.9, dan 4.10 merupakan perbandingan data ramalan dan observasi. Gambar plot tersebut dapat dilihat perbedaan hasil ramalan dengan menggunakan SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan pada ketinggian geopotensial 500 hPa. Peramalan kekeringan menggunakan SPI satu bulanan menunjukkan hasil yang sangat berbeda dengan data observasi.

Baik peramalan kekeringan dengan SPI satu bulanan, dua bulanan, maupun tiga bulanan. Bulan Januari hasil ramalan menunjukkan kondisi normal namun observasinya menunjukkan kondisi basah. Pada bulan September menunjukkan kondisi kekeringan, namun hasil ramalan menunjukkan kondisi normal.



**Gambar 4.9** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa



**Gambar 4.10** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 500 hPa

Peramalan dengan menggunakan SPI dua bulanan dan tiga bulanan memiliki pola yang hampir sama dengan observasi. Peramalan SPI dua bulanan menunjukkan hasil yang sama dengan data *out sample* pada bulan Februari, Juni, dan November begitu pula dengan peramalan kekeringan menggunakan SPI tiga bulanan.

#### 4.7.2 Regresi Linier pada ketinggian 850 hPa

Model *Statistical Downscaling* pada ketinggian 850 hPa, memiliki jumlah variabel prediktor yang berbeda-beda dengan ketinggian 500. Berikut ini merupakan uraian persamaan *Statistical Downscaling* pada setiap ketinggian berdasarkan variabel.

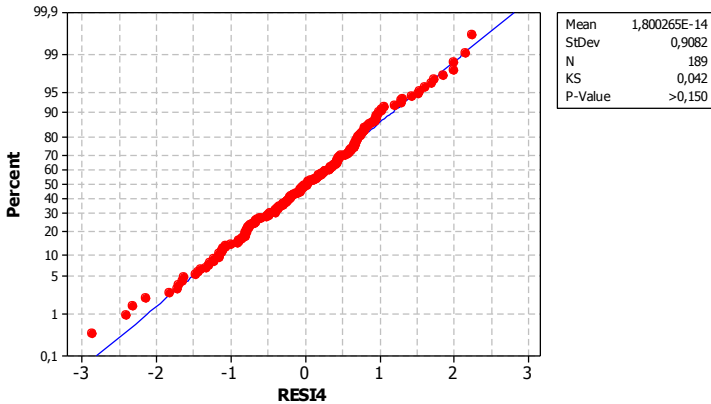
**Tabel 4.9** Persamaan *Statistical Downscaling* 850 hPa

Ketinggian Geopotensial	Persamaan Regresi
850 hPa	$SPI1 = 31,4 + 0,210 SPI1_{t-1} + 0,142 SPI1_{t-2} - 0,000197 Z_{850} + 0,000118 Z_{850,t-1} - 0,000126 Z_{850,t-2} - 0,000144 Z_{850,t-3}$
	$SPI2 = 17,5 + 0,874 SPI2_{t-1} - 0,427 SPI2_{t-2} + 0,234 SPI2_{t-3} - 0,00011 Z_{850} + 0,000187 Z_{850,t-2} - 0,000097 Z_{850,t-3} - 0,000096 Z_{850,t-4} + 0,000063 Z_{850,t-5}$
	$SPI3 = 20,1 + 0,841 SPI3_{t-1} - 0,292 SPI3_{t-3} + 0,178 SPI3_{t-4} - 0,000059 Z_{850} + 0,000081 Z_{850,t-3} - 0,000084 Z_{850,t-4}$

Tabel 4.9 merupakan tabel persamaan *Statistical Downscaling* regresi linier berganda dengan variabel respon data geopotensial pada ketinggian 850 hPa. Persamaan dengan respon SPI satu bulanan variabel prediktornya adalah SPI1 lag ke 1, 2, ketinggian geopotensial lag ke 0, 1, 2, dan 3. Persamaan dengan respon SPI dua bulanan variabel prediktornya adalah SPI2 lag ke 1, 2, 3, ketinggian geopotensial lag ke 0, 2, 3, 4, dan 5. Persamaan dengan respon SPI tiga bulanan variabel prediktornya adalah SPI3 lag ke 1, 3, 4, ketinggian geopotensial lag ke 0, 3, dan 4. Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 850 hPa telah berdistribusi normal. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan.

$H_0$  : Data berdistribusi normal

$H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



**Gambar 4.11** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 850 hPa

Gambar 4.11 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 850 hPa. Pada hasil uji *Kolmogorov Smirnov* menunjukkan bahwa nilai *p-value*  $> 0,150$  sehingga gagal tolak  $H_0$ , dapat disimpulkan persamaan regresi tersebut berdistribusi normal karena nilai tersebut lebih dari  $\alpha$ . Pengujian distribusi normal pada persamaan indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai *p-value* lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12. Tabel 4.10, 4.11, dan 4.12 merupakan tabel uji signifikansi variabel-variabel yang membentuk persamaan regresi. Berikut ini hasil dari pengujian tersebut.

**Tabel 4.10** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 850 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP1_1	0,004	1,157
SP1_2	0,048	1,154
850	0,000	2,366
850_1	0,026	3,855
850_2	0,016	3,736
850_3	0,001	2,387

Tabel 4.10 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan indeks kekeringan satu bulanan pada ketinggian geopotensial 850 hPa. Berikut ini hipotesis pengujian signifikansi model tersebut.

$H_0$  : variabel tidak signifikan terhadap model

$H_1$  : variabel signifikan terhadap model

Berdasarkan hipotesis tersebut, disimpulkan bahwa semua variabel yang memebentuk model kekeringan dengan SPI satu bulanan telah signifikan karena nilai  $p\text{-value} < \alpha$ . Berdasarkan uji multikolinieritas, semua variabel tersebut telah independen karena nilai VIF kurang dari 10. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model dan multikolinieritas variabel prediktor persamaan SPI dua bulanan dan tiga bulanan dengan hipotesis yang sama.

**Tabel 4.11** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 850 hPa

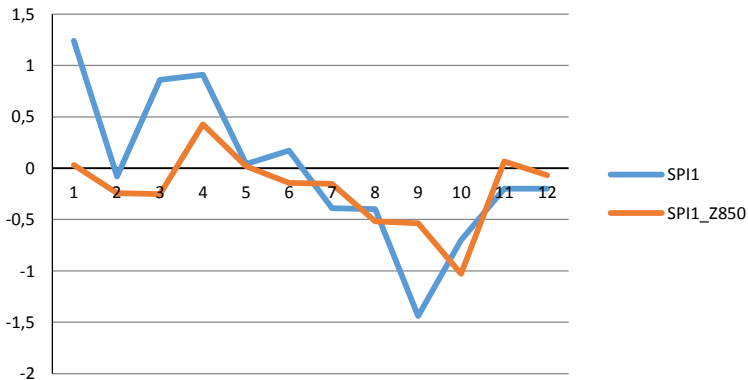
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP2_1	0,000	1,959
SP2_2	0,000	2,929
SP2_3	0,001	2,034
850	0,000	1,926
850_2	0,000	3,268
850_3	0,015	3,922
850_4	0,017	4,036
850_5	0,048	2,601

Tabel 4. 11 menunjukkan bahwa semua variabel prediktor pembentuk model SPI dua bulanan telah signifikan dan tidak terjadi multikolinieritas.

**Tabel 4.12** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 850 hPa

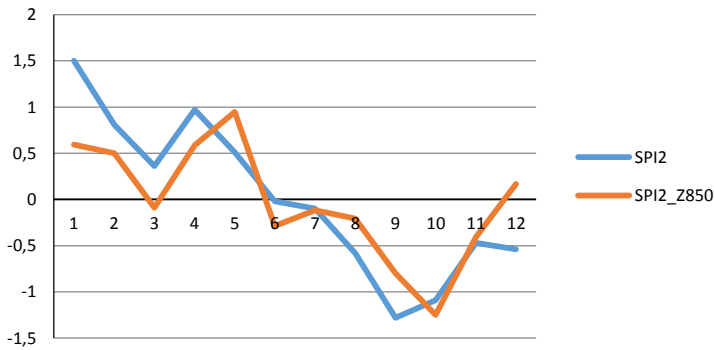
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP3_1	0,000	1,510
SP3_3	0,000	3,059
SP3_4	0,014	2,479
850	0,008	1,369
850_3	0,005	2,350
850_4	0,005	2,591

Tabel 4.12 menunjukkan variabel prediktor memiliki pengaruh yang signifikan terhadap model karena nilai  $p$ -*valuenya* kurang dari  $\alpha$  dan tidak multikolinieritas karena nilai VIF kurang dari 10. Pada persamaan peramalan kekeringan dengan SPI satu bulanan variabel prediktor lain yang signifikan terhadap model adalah SPI satu bulan, dua bulan sebelumnya, dan geopotensial satu bulan hingga tiga bulan sebelumnya. Peramalan dengan SPI dua bulanan menunjukkan bahwa variabel yang signifikan adalah SPI2 satu hingga tiga bulan sebelumnya dan ketinggian geopotensial dua hingga lima bulan sebelumnya. Peramalan dengan SPI tiga bulanan variabel yang signifikan adalah SPI3 dan ketinggian geopotensial pada satu bulan, tiga bulan dan empat bulan sebelumnya. Tingkat perbedaan antara data hasil ramalan dan observasi dapat dilihat pada Gambar 4.12, 4.13, dan 4.14.



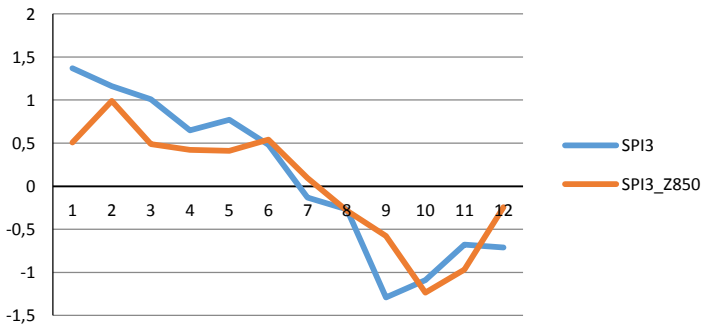
**Gambar 4.12** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa

Gambar 4.12 menunjukkan perbedaan peramalan SPI satu bulanan, pada gambar tersebut terlihat antara hasil ramalan dengan observasi secara keseluruhan berbeda, hanya terdapat beberapa kejadian saja yang hampir sama yakni peramalan pada bulan Mei, Agustus, Oktober dan November.



**Gambar 4.13** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa

Gambar 4.13 menunjukkan perbedaan pada peramalan SPI dua bulanan, kurva mulai memiliki pola yang sama meskipun hasilnya masih sangat berbeda. Perbedaan yang signifikan antar hasil ramalan baik SPI satu bulanan, dua bulanan, maupun tiga bulanan terletak di awal bulan yaitu; Januari, Februari, Maret, dan April.



**Gambar 4.14** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 850 hPa

Gambar 4.14 merupakan hasil ramalan kekeringan dengan menggunakan SPI tiga bulanan. Dari semua ramalan bila

dibandingkan dengan hasil observasinya maka peramalan dengan SPI 3 bulanan memiliki hasil yang paling baik pada hasil ramalan bulan Juni sedangkan Juli memiliki nilai bias paling kecil.

#### 4.7.3 Regresi Linier pada ketinggian 875 hPa.

Tabel 4.6 berikut ini merupakan persamaan hasil ramalan kekeringan dengan variabel geopotensial pada ketinggian 875 hPa. Variabel prediktor pada pemdelan SPI satu bulanan adalah SPI1 lag ke 1 dan geopotensial lag ke 0. Variabel prediktor pada peramalan SPI dua bulanan adalah SPI2 lag ke 1, 2, geopotensial lag ke 0, 2, dan 4. Variabel prediktor pada pemodelan SPI tiga bulanan adalah SPI3 lag ke 1, 3, 4 geopotensial lag ke 0, 3, dan 5.

**Tabel 4.13** Persamaan *Statistical Downscaling* 875 hPa

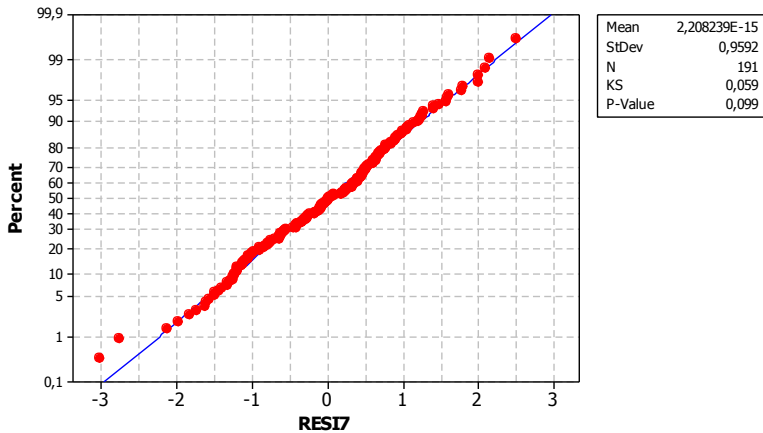
Ketinggian Geopotensial	Persamaan Regresi
875 hPa	$SPI1 = 30,8 + 0,184 SPI1_{t-1} - 0,0718 Z_{875}$
	$SPI2 = 42,4 + 0,769 SPI2_{t-1} - 0,228 SPI2_{t-2} - 0,114 Z_{875} + 0,115 Z_{875_{t-2}} - 0,101 Z_{875_{t-4}}$
	$SPI3 = 29,0 + 0,818 SPI3_{t-1} - 0,288 SPI3_{t-3} + 0,168 SPI3_{t-4} - 0,0543 Z_{875} + 0,0385 Z_{875_{t-3}} - 0,0518 Z_{875_{t-5}}$

Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 875 hPa telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan. Gambar 4.15 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan menggunakan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 875 hPa dengan hipotesis.

- $H_0$  : Data berdistribusi normal  
 $H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



Pada hasil uji Kolmogorov Smirnov menunjukkan bahwa nilai  $p$ -value sebesar 0,099 sehingga dapat disimpulkan persamaan regresi tersebut berdistribusi normal karena  $p$ -valuenya lebih dari  $\alpha$ .



**Gambar 4.15** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 875 hPa

Pengujian distribusi normal pada persamaan indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai  $p$ -value lebih dari  $\alpha$  sehingga gagal tolak  $H_0$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12.

Hasil menunjukkan bahwa peramalan kekeringan dengan SPI satu bulanan variabel geopotensial yang signifikan hanya pada waktu saat itu saja, sedangkan waktu sebelumnya tidak signifikan. Nilai signifikansi variabel tersebut disajikan dalam tabel berikut.

**Tabel 4.14** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 875 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SPI_1	0,009	1,019
875	0,001	1,019

Tabel 4.14 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan indeks kekeringan satu bulanan pada ketinggian

geopotensial 875 hPa. Berikut ini hipotesis pengujian signifikansi model tersebut.

$H_0$  : variabel tidak signifikan terhadap model

$H_1$  : variabel signifikan terhadap model

Berdasarkan uji multikolinieritas, semua variabel tersebut telah independen karena nilai VIF kurang dari 10. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model dan multikolinieritas variabel prediktor persamaan SPI dua bulanan dan tiga bulanan dengan hipotesis yang sama.

**Tabel 4.15** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 875 hPa

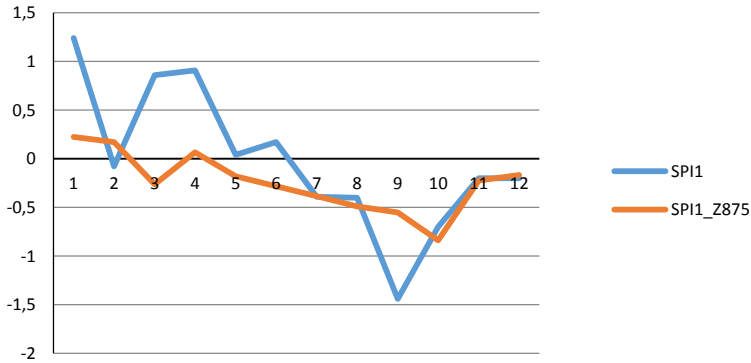
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP2_1	0,000	1,673
SP2_2	0,001	1,724
875	0,000	1,621
875_2	0,000	2,030
875_4	0,000	1,635

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa semua variabel prediktor signifikan dan tidak terjadi multikolinieritas karena nilai *p-value* kurang dari  $\alpha$  dan nilai VIF kurang dari 10.

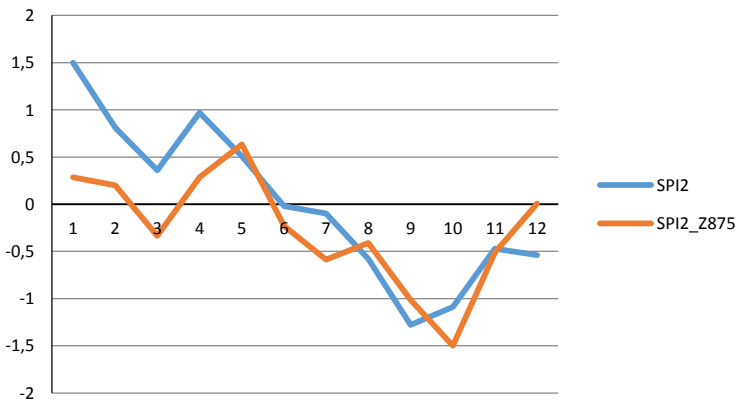
**Tabel 4.16** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 875 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP3_1	0,000	1,525
SP3_3	0,000	3,057
SP3_4	0,021	2,529
875	0,003	1,567
875_3	0,027	1,468
875_5	0,007	1,812

Tabel 4.16 memiliki hasil yang sama dengan hasil uji sebelumnya yaitu semua variabel signifikan dan tidak terjadi multikolinieritas. Berikut ini merupakan perbandingan antara hasil peramalan dan observasi indeks kekeringan tersebut.

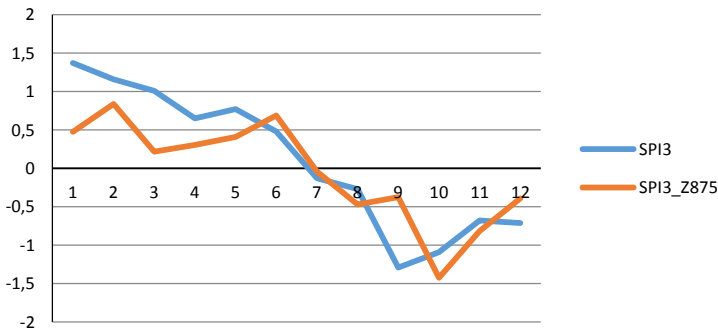


**Gambar 4.16** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa



**Gambar 4.17** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa

Gambar 4.16 merupakan peramalan dengan SPI satu bulanan. Gambar tersebut terlihat antara hasil ramalan dan observasi sangat berbeda, sedangkan Gambar 4.18 merupakan peramalan dengan SPI tiga bulan. Peramalan dengan dengan SPI tiga bulan memiliki hasil paling bagus.



**Gambar 4.18** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 875 hPa

Pada semua ramalan menunjukkan kondisi berbeda pada bulan Januari dan September. Pada bulan Januari diramalkan kondisinya nomal namun ternyata basah, sedangkan pada bulan September diramalkan kondisinya normal tapi ternyata terjadi kekeringan. Selanjutnya dilakukan analisis hasil peramalan kekeringan variabel geopotensial ketinggian 900 hPa.

#### 4.7.4 Regresi Linier pada ketinggian 900 hPa

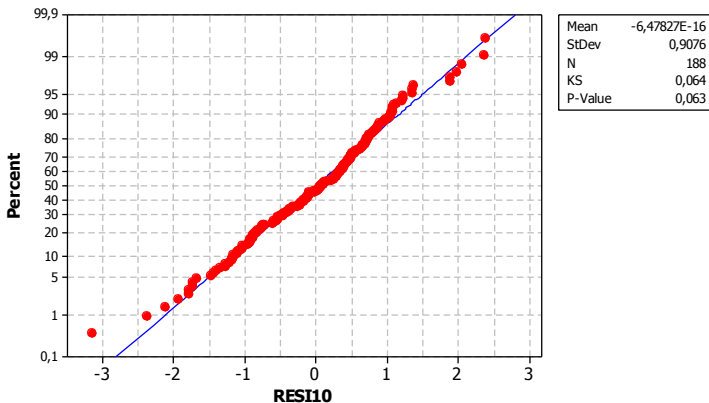
Model *Statistical Downscaling* pada ketinggian 900 hPa, memiliki jumlah variabel prediktor yang beda dengan ketinggian sebelumnya. Berikut ini merupakan hasil persamaan regresinya.

**Tabel 4.17** Persamaan *Statistical Downscaling* 900 hPa

Ketinggian Geopotensial	Persamaan Regresi
900 hPa	$SPI1 = 36,3 + 0,124 SPI1_{t-1} + 0,185 SPI1_{t-2} - 0,000189 Z_{900} + 0,000177 Z_{900,t-2} - 0,000155 Z_{900,t-4}$
	$SPI2 = 26,8 + 0,811 SPI2_{t-1} - 0,373 SPI2_{t-2} + 0,202 SPI2_{t-3} - 0,000145 Z_{900} + 0,000151 Z_{900,t-2} - 0,000129 Z_{900,t-4}$
	$SPI3 = 16,0 + 0,847 SPI3_{t-1} + 0,173 SPI3_{t-4} - 0,301 SPI3_3 - 0,000065 Z_{900} + 0,000097 Z_{900,t-3} - 0,000105 Z_{900,t-4}$

Tabel 4.17 menunjukkan hasil persamaan peramalan setiap jenis SPI. Peramalan kekeringan dengan SPI satu bulanan terdiri dari 5 prediktor yaitu SPI1 satu dan dua bulan sebelumnya, geopotensial pada ketinggian 900 hPa pada saat tersebut, ketinggian 900 hPa pada waktu dua dan empat bulan sebelumnya, sedangkan peramalan dengan SPI2 dan SPI3 terdiri dari 7 variabel prediktor yaitu; SPI3 lag ke 1, 3, 4, geopotensial lag ke 0, 3, dan 4. Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 900 hPa telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan.

- $H_0$  : Data berdistribusi normal  
 $H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



**Gambar 4.19** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 900 hPa

Gambar 4.19 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan menggunakan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 900 hPa. Pada hasil uji *Kolmogorov Smirnov* menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,063 atau lebih dari  $\alpha = 0,05$  sehingga, residual persamaan regresi tersebut berdistribusi normal karena *p-value*

lebih dari  $\alpha$ . Pengujian distribusi normal pada persamaan indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai  $p$ -value lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12.

**Tabel 4.18** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 900 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP1_1	0,073	1,071
SP1_2	0,009	1,109
900	0,000	2,257
900_2	0,000	2,783
900_4	0,000	2,342

Tabel 4.18 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan indeks kekeringan satu bulanan pada ketinggian geopotensial 900 hPa. Berikut ini hipotesis pengujian signifikansi model tersebut.

$H_0$  : variabel tidak signifikan terhadap model

$H_1$  : variabel signifikan terhadap model

Tabel 4.18 menunjukkan terdapat satu variabel prediktor yang nilai  $p$ -value uji signifikansinya sebesar 0,073 lebih besar dari nilai  $\alpha$ , Apabila menggunakan taraf uji 5% variabel tersebut tidak berpengaruh signifikan terhadap model. Berdasarkan uji multikolinieritas, semua variabel tersebut telah independen karena nilai VIF kurang dari 10. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model dan multikolinieritas variabel prediktor persamaan SPI dua bulanan dan tiga bulanan dengan hipotesis yang sama.

**Tabel 4.19** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 900 hPa

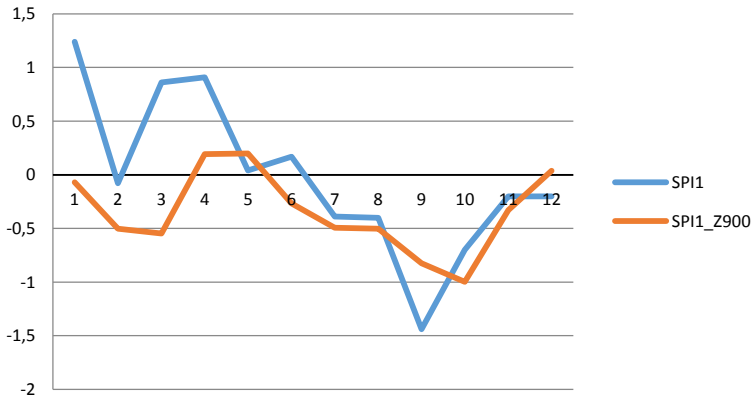
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP2_1	0,000	1,721
SP2_2	0,000	2,699
SP2_3	0,005	2,085
900	0,000	2,588
900_2	0,000	2,939
900_4	0,000	2,722

Tabel 4.19 menunjukkan semua variabel persamaan regresi SPI2 yaitu SPI2 lag ke 1, 2, 3, geopotensial lag 0, 2, dan 4 telah signifikan terhadap model dan tidak terjadi multikolinieritas.

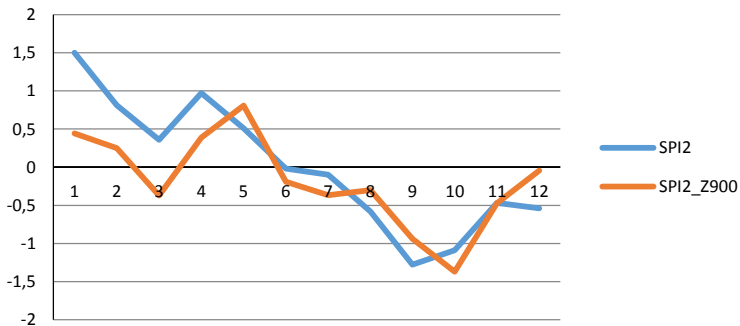
**Tabel 4.20** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 900 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP3_1	0,000	1,509
SP3_4	0,015	2,462
SP3_3	0,000	3,057
900	0,002	1,618
900_3	0,001	3,104
900_4	0,001	3,55

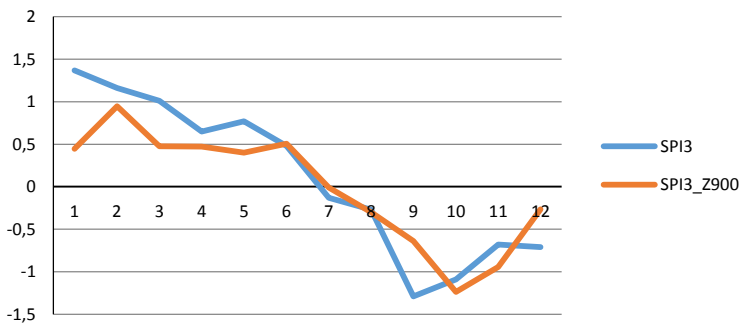
Tabel 4.20 menunjukkan semua variabel pembentuk SPI tiga bulanan telah signifikan dan tidak terjadi multikolinieritas karena nilai *p-value* kurang dari  $\alpha$  dan nilai VIF kurang dari 10. Gambar 4.20, 4.21, dan 4.22 merupakan plot yang membandingkan antar hasil peramalan dan observasi dengan prediktor geopotensial pada ketinggian 900 hPa.



**Gambar 4.20** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa



**Gambar 4.21** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa



**Gambar 4.22** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 900 hPa

Perbandingan menunjukkan hasil yang sama dengan peramalan pada ketinggian sebelumnya yaitu peramalan pada bulan Januari dan September berbeda dengan hasil observasi. Perbandingan dari semua peramalan yang dilakukan menunjukkan peramalan dengan SPI tiga bulanan hasilnya paling bagus karena banyak nilai yang hampir sama dengan observasi. Pada peramalan SPI dua bulanan meskipun hasil ramalan pada bulan September berbeda dengan hasil observasi, yaitu seharusnya mengalami kekeringan namun diramalkan normal, nilai SPI bulan tersebut



hanya berbeda sedikit bila dibandingkan dengan peramalan pada ketinggian yang lain.

#### 4.7.5 Regresi Linier pada ketinggian 975 hPa

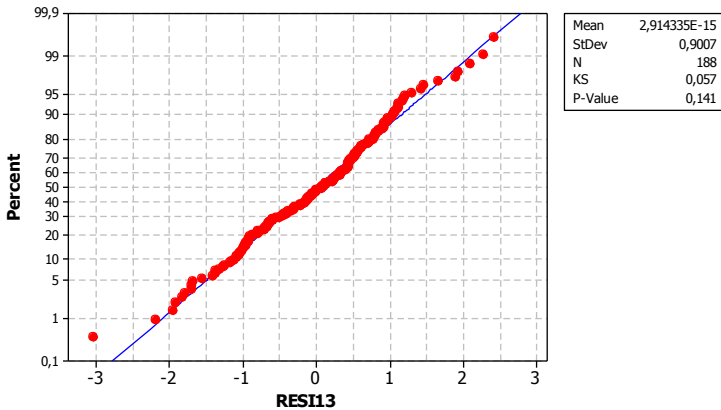
Tabel 4.21 berikut ini merupakan persamaan hasil ramalan kekeringan dengan variabel geopotensial pada ketinggian 975 hPa. Terdapat 5 variabel prediktor pembentuk model SPI satu bulanan yaitu; SPI1 lag 1, 2, geopotensial lag 0, 2, dan 4. Terdapat 6 variabel prediktor pembentuk model SPI dua bulanan yaitu; SPI2 lag ke 1, 2, 3, geopotensial lag ke 0, 3, 4, dan 5. Terdapat 7 variabel prediktor pembentuk model SPI tiga bulanan yaitu; SPI1 lag 1, 3, 4, geopotensial lag 0, 3, 4, dan 5. Berikut ini merupakan hasil pemodelan tersebut.

**Tabel 4.21** Persamaan *Statistical Downscaling* 975 hPa

Ketinggian Geopotensial	Persamaan regresi
975 hPa	$SPI1 = 12,1 + 0,129 SPI1_{t-1} + 0,187 SPI1_{t-2} - 0,000192 Z_{975} + 0,000182 Z_{975_{t-2}} - 0,000171 Z_{975_{t-4}}$
	$SPI2 = 9,23 + 0,818 SPI2_{t-1} - 0,376 SPI2_{t-2} + 0,185 SPI2_{t-3} - 0,000150 Z_{975} + 0,000153 Z_{975_{t-2}} - 0,000141 Z_{975_{t-4}}$
	$SPI3 = 9,44 + 0,836 SPI3_{t-1} - 0,316 SPI3_{t-3} + 0,146 SPI3_{t-4} - 0,000100 Z_{975} + 0,000103 Z_{975_{t-3}} - 0,000074 Z_{975_{t-4}} - 0,000071 Z_{975_{t-5}}$

Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 975 hPa telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan.

- $H_0$  : Data berdistribusi normal  
 $H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



**Gambar 4.23** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 975 hPa

Gambar 4.23 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan menggunakan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 975 hPa. Pada hasil uji *Kolmogorov Smirnov* menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,141 sehingga, dapat disimpulkan persamaan regresi tersebut berdistribusi normal karena *p-valuenya* lebih dari  $\alpha$ . Pengujian distribusi normal pada persamaan indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai *p-valuenya* lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12.

**Tabel 4.22** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 975 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SPI_1	0,061	1,066
SPI_2	0,008	1,095
975	0,000	3,032
975_2	0,000	3,567
975_4	0,000	3,133

Tabel 4.22 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan indeks kekeringan satu bulanan pada ketinggian

geopotensial 975 hPa. Berikut ini hipotesis pengujian signifikansi model tersebut.

$H_0$  : variabel tidak signifikan terhadap model

$H_1$  : variabel signifikan terhadap model

Berdasarkan hipotesis di atas dapat disimpulkan, apabila menggunakan taraf uji 5% maka variabel SPI1 lag ke 1 tidak signifikan dalam membentuk model karena memiliki nilai *p-value* sebesar 0,061 lebih besar dari  $\alpha$ . Berdasarkan uji multikolinieritas, semua variabel tersebut telah independen karena nilai VIF kurang dari 10. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model dan multikolinieritas variabel prediktor persamaan SPI dua bulanan dan tiga bulanan dengan hipotesis yang sama.

**Tabel 4.23** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 975 hPa

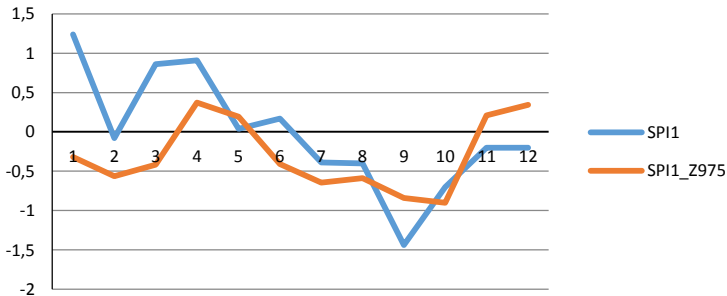
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP2_1	0,000	1,721
SP2_2	0,000	2,676
SP2_3	0,009	2,107
975	0,000	3,580
975_2	0,000	3,937
975_4	0,000	3,746

Tabel 4.23 menunjukkan bahwa semua variabel prediktor pembentuk model indeks kekeringan dua bulanan telah memiliki pengaruh signifikan terhadap model dan antar variabel tidak terjadi multikolinieritas.

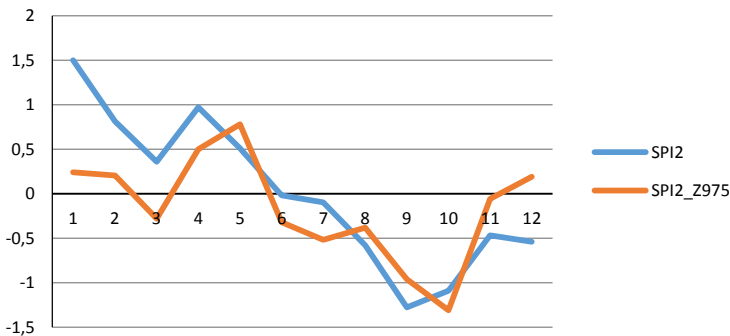
**Tabel 4.24** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 975 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP3_1	0,000	1,525
SP3_3	0,000	3,063
SP3_4	0,039	2,511
975	0,000	3,199
975_3	0,000	4,204
975_4	0,030	6,399
975_5	0,017	4,958

Tabel 4.24 menunjukkan semua variabel prediktor pada persamaan SPI tiga bulanan berpengaruh signifikan terhadap model dan antar variabel prediktornya tidak terjadi multikolinieritas karena nilai  $p$ -value yang kurang dari  $\alpha$  dan VIF kurang dari 10. Perbedaan hasil observasi dan ramalan pada persamaan di atas dapat dilihat pada kurva gambar di bawah ini.

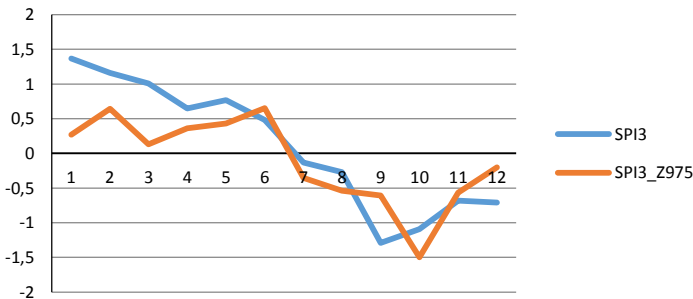


**Gambar 4.24** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa



**Gambar 4.25** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa

Hasil peramalan pada SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan pada ketinggian 975 hPa memiliki pola sama dengan peramalan ketinggian sebelumnya yaitu, berbeda pada bulan Januari dan September.



**Gambar 4.26** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 975 hPa

Setelah dilakukan pemodelan kekeringan dengan SPI pada geopotensial ketinggian 500, 850, 875, 900, dan 975 hPa, maka langkah selanjutnya dilakukan pemodelan pada ketinggian 1000 hPa.

#### 4.7.6 Regresi Linier pada ketinggian 1000 hPa

Ketinggian geopotensial 1000 hPa adalah ketinggian maksimal yang ada pada data *Era-Interim* dengan nilai paling kecil bila dibandingkan dengan ketinggian yang lain. Berikut ini merupakan pemodelan *Statistical Downscaling* pada ketinggian tersebut.

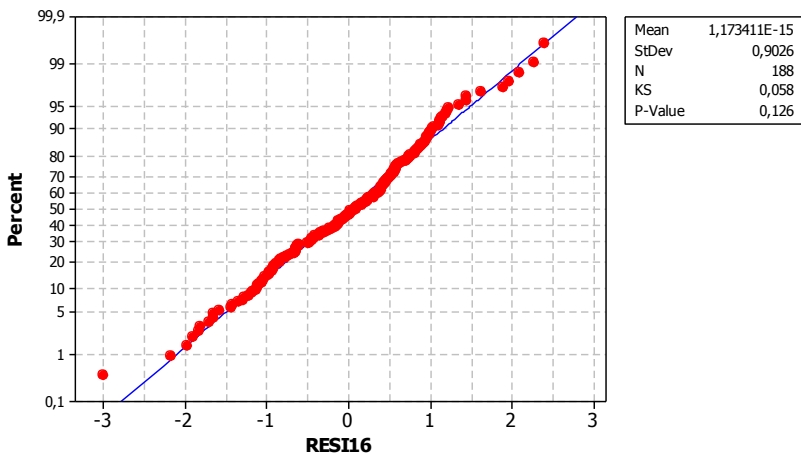
**Tabel 4.25** Persamaan *Statistical Downscaling* 1000 hPa

Ketinggian Geopotensial	Persamaan regresi
	$SPI1 = 3,33 + 0,132 SPI1_{t-1} + 0,184 SPI1_{t-2} - 0,000186 Z_{1000} + 0,000176 Z_{1000,t-2} - 0,000168 Z_{1000,4}$
	$SPI2 = 2,52 + 0,819 SPI2_{t-1} - 0,382 SPI2_{t-2} + 0,192 SPI2_{t-3} - 0,000144 Z_{1000} + 0,000146 Z_{1000,t-2} - 0,000137 Z_{1000,t-4}$
	$SPI3 = 2,55 + 0,835 SPI3_1 - 0,317 SPI3_3 + 0,150 SPI3_4 - 0,000096 Z_{1000} + 0,000098 Z_{1000,3} - 0,000071 Z_{1000,4} - 0,000069 Z_{1000,5}$

Pemodelan *Statistical Downscaling* dengan regresi linier berganda pada ketinggian geopotensial 1000 hPa telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya. Berikut ini merupakan plot residual hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada respon SPI satu bulanan.

$H_0$  : Data berdistribusi normal

$H_1$  : Data tidak berdistribusi normal



**Gambar 4.27** Plot Uji Normalitas Persamaan SPI1 Geopotensial 1000 hPa

Gambar 4.27 menunjukkan hasil *normality test* persamaan indeks kekeringan menggunakan SPI satu bulanan dengan menggunakan variabel prediktor geopotensial ketinggian 1000 hPa. Pada hasil uji *Kolmogorov Smirnov* menunjukkan bahwa nilai *p-value* lebih dari  $\alpha = 0,05$  sehingga, gagal tolak  $H_0$ . Pengujian distribusi normal pada persamaan indeks kekeringan SPI dua bulanan dan tiga bulanan juga berdistribusi normal karena nilai *p-value*nya lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada lampiran 12. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model persamaan di atas dengan hipotesis di bawah ini.

$H_0$  : variabel tidak signifikan terhadap model

$H_1$  : variabel signifikan terhadap model

**Tabel 4.26** Signifikansi Variabel Persamaan SPI1 Geopotensial 1000 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP1_1	0,055	1,064
SP1_2	0,009	1,091
1000	0,000	3,180
1000_2	0,000	3,685
1000_4	0,000	3,283

Tabel 4.26 menunjukkan nilai signifikansi variabel prediktor persamaan indeks kekeringan satu bulanan pada ketinggian geopotensial 1000 hPa. Apabila menggunakan taraf uji 5% terdapat satu variabel pembentuk model yang tidak signifikan terhadap model SPI satu bulanan karena memiliki nilai *p-value* kurang dari  $\alpha$  yaitu variabel SPI1 lag ke 1, sedangkan variabel SPI1 lag ke 2, geopotensial lag 0, 2, dan 4 signifikan terhadap model. Berdasarkan uji multikolinieritas, semua variabel tersebut telah independen karena nilai VIF kurang dari 10. Berikut ini merupakan hasil uji signifikansi model dan multikolinieritas variabel prediktor persamaan SPI dua bulanan dan tiga bulanan dengan hipotesis yang sama.

**Tabel 4.27** Signifikansi Variabel Persamaan SPI2 Geopotensial 1000 hPa

<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<b>VIF</b>
SP2_1	0,000	1,721
SP2_2	0,000	2,667
SP2_3	0,007	2,089
1000	0,000	3,747
1000_2	0,000	4,078
1000_4	0,000	3,914

Tabel 4.27 menunjukkan semua prediktor pembentuk model SPI dua bulanan signifikan terhadap model dan antar variabel tidak terjadi multikolinieritas.

**Tabel 4.28** Signifikansi Variabel Persamaan SPI3 Geopotensial 1000 hPa

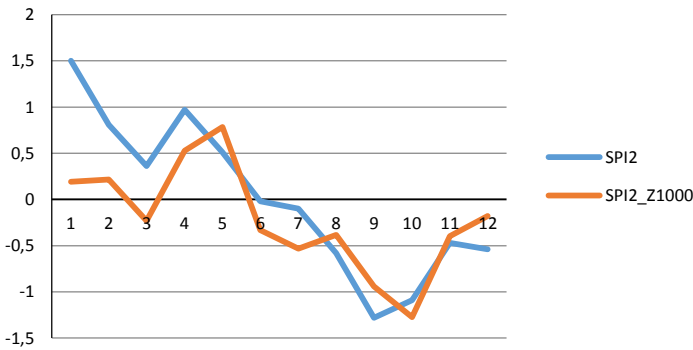
<i>Predictor</i>	<i>P-value</i>	<i>VIF</i>
SP3_1	0,000	1,525
SP3_3	0,000	3,063
SP3_4	0,034	2,500
1000	0,000	3,329
1000_3	0,000	4,444
1000_4	0,037	6,973
1000_5	0,021	5,288

Tabel 4. 28 menunjukkan semua variabel pembentuk model SPI tiga bulanan signifikan terhadap model dan tidak terjadi multikolinieritas. Berikut merupakan plot yang membandingkan antar hasil peramalan dan observasi dengan prediktor geopotensial pada ketinggian 1000 hPa.

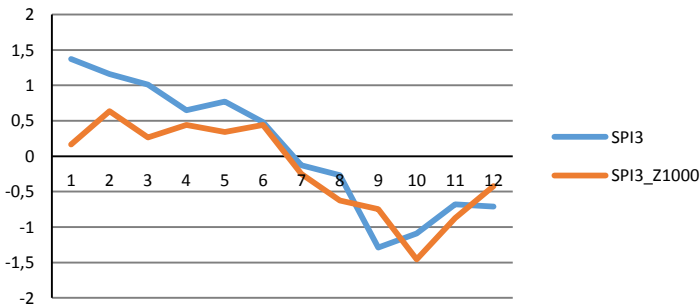
**Gambar 4.28** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa

Hasil peramalan kekeringan dengan SPI satu bulanan data *out sample* pada bulan Januari hingga April menunjukkan nilai yang sangat berbeda namun masih tergolong kategori sama yaitu normal. Kecuali pada bulan Januari hasil observasi menunjukkan kondisi basah namun hasil ramalan menunjukkan kondisi normal. Hasil berbeda yang lain adalah pada bulan September, hasil ramalan menunjukkan kondisi normal namun hasil observasi menunjukkan kekeringan.





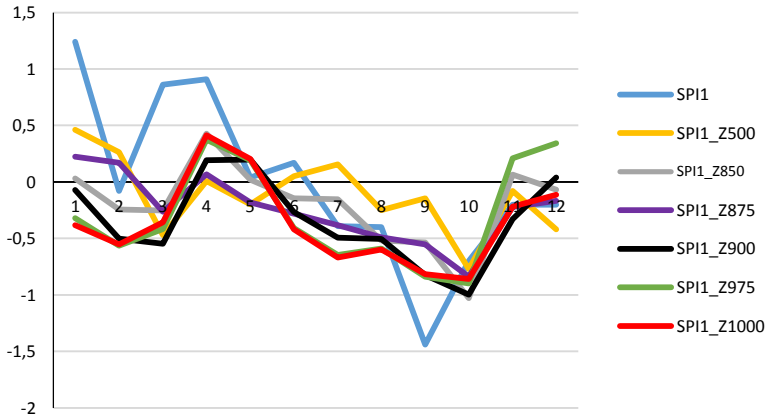
**Gambar 4.29** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa



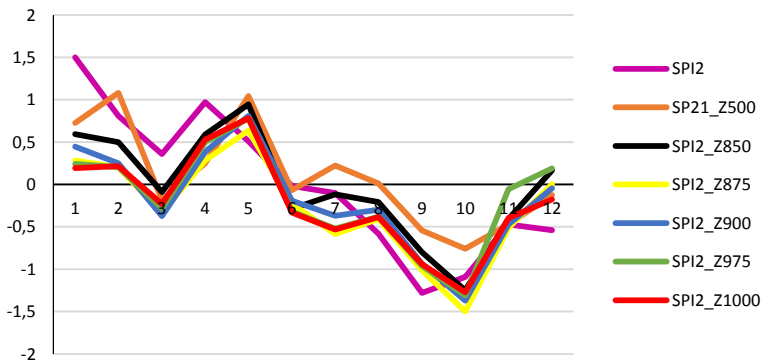
**Gambar 4.30** Plot Observasi SPI3 dan Prediksi Ketinggian 1000 hPa

Peramalan menggunakan SPI dua bulanan dan tiga bulanan menunjukkan hasil yang lebih bagus, namun ada bulan yang menunjukkan hasil berbeda dengan kondisi observasi sebenarnya yaitu, bulan Januari menunjukkan kondisi normal sedangkan hasil observasi menunjukkan kondisi basah. Bulan September dan Oktober menunjukkan kondisi kering namun hasil ramalan menunjukkan kondisi normal. Setelah dilakukan perbandingan hasil observasi dan ramalan pada SPI satu bulanan, dua bulanan,

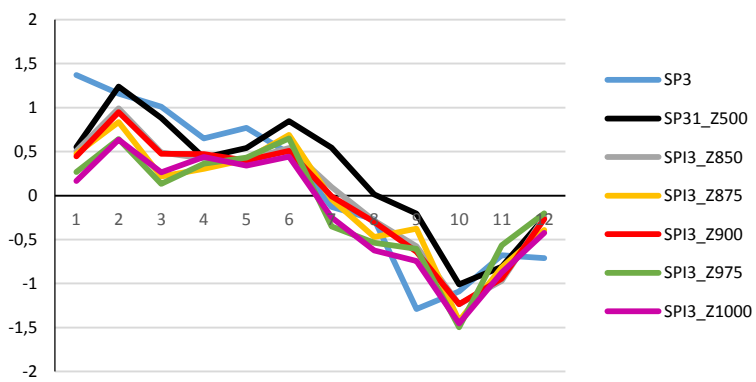
dan tiga bulanan, berikut ini disajikan perbandingan hasil observasi dan ramalan pada setiap ketinggian.



**Gambar 4.31** Plot Observasi SPI1 dan Prediksi pada setiap Ketinggian



**Gambar 4.32** Plot Observasi SPI2 dan Prediksi pada setiap Ketinggian



**Gambar 4.33** *Plot* Observasi dan Prediksi SPI3 pada setiap Ketinggian Geopotensial

Pada Gambar di atas dapat dilihat bahwa peramalan kekeringan dengan menggunakan respon SPI3 bulanan memiliki hasil ramalan yang mendekati observasi. Untuk melihat tingkat akurasi ramalan pada data obeservasi berikut ini disajikan data ukuran kesalahan (*MSE*) dan *R-Square* pada data tersebut.

**Tabel 4.29** Nilai Akurasi Persamaan *Statistical Downscaling*

Ketinggian		SPI1	SPI2	SPI3
500	s	0,9214	0,489	0,403
	R-Sq	11,30%	53,60%	61,10%
850	s	0,8520	0,463	0,395
	R-Sq	18,60%	56,40%	62,10%
875	s	0,9298	0,498	0,395
	R-Sq	10,00%	52,00%	62,10%
900	s	0,8463	0,462	0,388
	R-Sq	19,10%	55,70%	62,70%
975	s	0,8335	0,458	0,377
	R-Sq	20,30%	56,20%	64,00%
1000	s	0,8371	0,461	0,379
	R-Sq	20,00%	55,80%	63,80%

Pada Tabel 4.29 tersebut dapat diketahui bahwa pada semua jenis ketinggian geopotensial persamaan *Statistical Downscaling* dengan respon SPI1 memiliki nilai *MSE* paling besar dan *R-square* paling kecil, sedangkan persamaan *Statistical Downscaling* dengan respon SPI3 memiliki nilai *MSE* paling kecil dan *R-square* yang paling besar bila dibandingkan dengan persamaan *Statistical Downscaling* dengan respon yang lain. Berdasarkan nilai *R-Square* pemodelan statistical downscaling data *in sample* pada ketinggian 1000 hPa adalah pemodelan yang paling bagus karena pada SPI satu bulanan, dua bulanan, dan tiga bulanan selalu paling tinggi.

Nilai *MSE* pemodelan *Statistical Downscaling* dengan respon SPI satu bulanan memiliki nilai *error* paling kecil sebesar 0,8335 dan *R-square* paling besar 20,30%, artinya bila menggunakan SPI satu bulanan sebagai model maka peramalan kekeringan yang dipengaruhi oleh data geopotensial dan SPI satu bulanan sebelumnya hanya mewakili sebesar nilai *R-square* tersebut, sedangkan 79,70% dipengaruhi oleh faktor diluar model.

Nilai *MSE* pemodelan *Statistical Downscaling* dengan respon SPI dua bulanan memiliki nilai *error* paling kecil sebesar 0,458 dan *R-square* paling besar 56,40%, artinya bila menggunakan SPI dua bulanan sebagai model maka peramalan kekeringan yang dipengaruhi oleh data geopotensial dan SPI dua bulanan sebelumnya hanya mewakili sebesar nilai *R-square* tersebut, sedangkan 43,60% dipengaruhi oleh faktor diluar model.

Nilai *MSE* pemodelan *Statistical Downscaling* dengan respon SPI tiga bulanan memiliki nilai *error* paling kecil sebesar 0,377 dan *R-square* paling besar 64%, artinya bila menggunakan SPI tiga bulanan sebagai model maka peramalan kekeringan yang dipengaruhi oleh data geopotensial dan SPI tiga bulanan sebelumnya hanya mewakili sebesar nilai *R-square* tersebut, sedangkan 36 % dipengaruhi oleh faktor di luar model. Model ini

masih tergolong jelek karena nilai *R-Square*nya masih kurang dari 75% dan nilai *error* masih tinggi.

Untuk membuktikan ketepatan model persamaan regresi yang telah didapat maka langkah selanjutnya adalah dengan melihat nilai *error* dan *R-square* persamaan regresi tersebut dengan berbagai respon pada data *out sample*. Berikut ini nilai *MSE* dan *R-square* tersebut.

**Tabel 4.30** Nilai Akurasi Data *Out Sample*

Ketinggian		SPI1	SPI2	SPI3
<b>500</b>	s	<b>0,68037</b>	<b>0,764154</b>	<b>0,47751</b>
	<b>R-Sq</b>	10,70%	61,42%	69,07%
<b>850</b>	s	0,460085	0,81037	0,422024
	<b>R-Sq</b>	32,06%	69,31%	77,22%
<b>875</b>	s	0,459457	0,611567	0,589823
	<b>R-Sq</b>	32,15%	53,68%	68,16%
<b>900</b>	s	0,861466	0,602885	0,416284
	<b>R-Sq</b>	15,19%	61,95%	77,53%
<b>975</b>	s	0,986155	0,762638	0,87545
	<b>R-Sq</b>	2,92%	51,87%	62,19%
<b>1000</b>	s	0,931845	0,68828	0,628441
	<b>R-Sq</b>	19,90%	56,30%	63,90%

Tabel 4.30 menunjukkan nilai *MSE* dan *R-Square* dari data *out sample* selama 1 tahun yaitu pada tahun 2015. Berdasarkan perbandingan akurasi data *in sample* dan *out sample*, terdapat variasi akurasi model pada kedua data tersebut. Terdapat nilai *R-square* yang naik, tetap dan turun. *R-square* yang paling mengalami kenaikan terbesar adalah persamaan SPI dengan variabel prediktor 850, dan 875. Kenaikan *R-square* pada ketinggian 850 hPa, juga diikuti oleh penurunan *MSE* sehingga pada ketinggian tersebut merupakan model paling baik dalam meramalkan SPI satu bulanan. Pemodelan SPI satu bulanan dan dua bulanan nilai *R-square*nya mengalami kenaikan tetapi nilai *SSE* model tersebut juga semakin besar. Kenaikan *R-square* terbesar pada kedua indeks kekeringan tersebut adalah pada ketinggian 900

hPa. Selain terdapat kenaikan nilai *R-square* juga terdapat penurunan nilai *R-square* yaitu pada pemodelan SPI satu bulanan pada ketinggian 500, 900, dan 975 hPa. Kenaikan terbesar adalah pada ketinggian 975 hPa yang diikuti oleh kenaikan *MSE*. Berdasarkan uji signifikansi variabel sebelumnya, pada ketinggian 900, dan 975 hPa terdapat satu variabel yang tidak signifikan terhadap model. Penurunan nilai *R-square* pada pemodelan SPI dua bulanan pada ketinggian 975 hPa.

Baik *in sample* maupun *out sample*, pemodelan kekeringan dengan respon SPI3 memiliki hasil yang paling baik. Berdasarkan *R-square* pada semua pemodelan yang dilakukan, pemodelan dengan respon SPI3 pada ketinggian geopotensial 900 hPa merupakan pemodelan paling baik, pemodelan terbaik kedua adalah pemodelan pada ketinggian geopotensial 875 hPa, dan pemodelan terbaik ketiga adalah pemodelan pada ketinggian geopotensial 500 hPa.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan pada Bab IV maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Semua persamaan *Statistical Downscaling* telah berdistribusi normal dan tidak terjadi multikolinieritas. Berdasarkan *R-square* pada semua pemodelan yang dilakukan, pemodelan dengan respon SPI3 adalah pemodelan yang paling baik. Berikut ini penjelasan dari pemodelan tersebut.
  - a. Ketinggian geopotensial 900 hPa merupakan pemodelan paling baik dengan persamaan sebagai berikut.  

$$SPI3 = 16,0 + 0,847SPI3_{t-1} + 0,173 SPI3_{t-4} - 0,301 SPI3_{t-3} - 0,000065 Z_{900} + 0,000097 Z_{900_{t-3}} - 0,000105 Z_{900_{t-4}}$$
  - b. Pemodelan terbaik kedua adalah pemodelan pada ketinggian geopotensial 875 hPa dengan persamaan sebagai berikut.  

$$SPI3 = 29,0 + 0,818 SPI3_{t-1} - 0,288 SPI3_{t-3} + 0,168SPI3_{t-4} - 0,0543Z_{875} + 0,0385Z_{875_{t-3}} - 0,0518 Z_{875_{t-3}}$$
  - c. Pemodelan terbaik ketiga adalah pemodelan pada ketinggian geopotensial 500 hPa dengan persamaan sebagai berikut.  

$$SPI3 = -33,2 + 0,852SPI3_{t-1} - 0,282SPI3_{t-3} + 0,229 SPI3_{t-4} + 0,000087 Z_{500_{t-3}} - 0,000061 Z_{500_{t-4}}$$
2. Karakteristik kekeringan di wilayah Nusa Tenggara Timur adalah sebagai berikut
  - a. SPI satu, dua, dan tiga bulanan memiliki pola yang hampir sama, pada SPI satu bulanan dideteksi terjadi 35 kali kondisi kekeringan, pada SPI dua bulanan dideteksi terjadi 32 kali kondisi kekeringan, dan pada SPI tiga bulanan dideteksi terjadi 31 kali kondisi kekeringan.
  - b. Pada semua peramalan indeks kekeringan yang dilakukan, terdapat perbedaan hasil dengan observasi yaitu, pada bulan Januari hasil ramalan



menunjukkan kondisi normal namun observasinya menunjukkan kondisi basah dan pada bulan September menunjukkan kondisi kekeringan, namun hasil ramalan menunjukkan kondisi normal.

## **5.2 Saran**

Berdasarkan analisa yang telah dilakukan sebelumnya, saran yang dapat diberikan adalah pemerintah hendaknya melakukan antisipasi dini terhadap waktu yang diramalkan terjadi kekeringan. Penelitian ini masih jauh dari kesempurnaan sehingga perlu dilakukan pengembangan penelitian.

## DAFTAR PUSTAKA

- Bazza, M. (2002). *Water Resources Planning and Management for Drought Mitigation*. Marocco.
- Betung, S. K. (2015). *Buku informasi Peta Kekeringan dengan Metode SPI (Standardized Precipitation Index)*. Tangerang Selatan: BMKG.
- Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. (2014). *Buku informasi Peta Kekeringan dengan Metode SPI (Standardized Precipitation Index)*. Jakarta: BMKG.
- Badan Pusat Statistika. (2009). *Nusa Tenggara Timur Dalam Angka 2009*. Nusa Tenggara Timur (NTT): BPS.
- Busuioca, A., Chena, D., & Hellstro, C. (2001). Performance of Statistical Downscaling Models in GCM Validation and Regional Climate Change Estimates: Application for Swedish Precipitation. *Climatology*, 557–578.
- Draper, N. R. & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis, 3rd Edition*. Ney York: John Wiley & Sons, Inc.
- Earthsystemcog. (2013). *NCPP Standard Distribution*. Dipetik Februari Rabu, 2017, dari [https:// www. earthsystemcog. org/projects/standarddistribution/](https://www.earthsystemcog.org/projects/standarddistribution/)
- Grotjahn, R., dan Faure, G. (2001). *Forecast Guidance of Significant Weather Events in Sacramento Area Using Historical Analogs*. Davis: UC Davis Atmospheric Science Program.

- Guttman, N., B. (1999). Accepting the Standardized Precipitation Index: A Calculation Algorithm. *Journal of The American Water Resources Association*. 35. 311-322.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2006). *Multivariate Data Analysis Seventh Edition*. Pearson Education Prentice Hall.
- Johnson, R., & Wichern, D. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis Sixth Edition*. Mexico: Pearson Education Inc.
- JR., J. F., Black, W. C., & Babin, B. J. (2010). *Multivariate Data Analysis Seventh Edition*. Pearson Education Prentice Hall.
- JR., J. F., Black, W. C., & Babin, B. J. (2010). *Multivariate Data Analysis Seventh Edition*. Pearson Education Prentice Hall.
- Kasyfillah, H. H. (2010). *Penentuan Domain Untuk Teknik Statistical Downscaling*. Bogor: FMIPA IPB.
- McKee, T. B., Doesken, N., & Kleist, J. (1993). The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales. Anaheim, California: Department of Atmospheric Science Colorado State University Fort Collins.
- Muharsyah, R., & Ratri, D. N. (2015). Drought Duration and Drought Magnitude Analysis Using Standard Precipitation Index in Bali Island. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 12.
- Rhee, J., Im, J., & Carbone, G. (2010). Monitoring Agricultural Drought for Arid and Humid Regions Using Multi-sensor. *elsivier*, 2875-2887.

- Ribeiro, A., & Pires, C. (2016). Seasonal Drought Predictability in Portugal Using Statistical-Dynamical Techniques. *elsivier*, 155-166.
- Sahriman, S. (2014). *Model Statistical Downscaling Dengan Time Lag Data Global Circulation Model untuk Peramalan Curah Hujan*. Bogor: Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor.
- Sailor, D., T. Hu, X. Li, & Rosen, J. (2000). A Neural Network Approach to Local Downscaling of GCM Output for Assessing Wind Power Implications of Climate Change. *Renewable Energy*, 359-379.
- Smith, L. I. (2002). *A tutorial on Principal Components Analysis*. New York: Cornell University.
- Sutikno, Otok, B. W., & Setiawan. (2009). *Pengembangan Pemodelan Statistical Downscaling Luaran GCM di Indonesia*. Surabaya: LPPM ITS.
- Wilhite, D. A. (2010). Quantification of Agricultural Drought for Effective Drought Mitigation and Preparedness: Key Issues and Challenges. *Murcia, spain* (hal. 13-21). Geneva: WMO.
- Xie, P., & Arkin , P. A. (1995). Analyses of Global Montly Precipitation Using Gauge Observations, Satellite Estimates, and Numerical Model Predictions. *Climate*, 840-858.
- Zorita, E., & Storch, H. V. (1998). The Analog Method as a Simple Statistical Downscaling Technique: Comparison with More Complicated Methods. *Climate*, 2474-2489.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LAMPIRAN

### Lampiran 1A. Data Curah Hujan (mm) Stasiun Meteorologi Komodo, Frans, Fransiskus, dan Gewayantana Tahun 1999-2015

Tanggal	Komodo	Frans	Fransiskus	Gewayantana
01/01/1999	0	20.3	0	2
02/01/1999	0	15.6	0	1.6
03/01/1999	2.5	2.3	0	0
04/01/1999	5	0.7	3.3	9.8
05/01/1999	1	0	3.5	0
06/01/1999	2.3	7.8	6.9	0
07/01/1999	10.5	2	3	3.3
08/01/1999	0	4.5	0	0
09/01/1999	0.3	4.2	0	8.2
10/01/1999	2.2	1	1.8	0
11/01/1999	48.5	52.5	20.6	0
12/01/1999	0.8	0	0	3.8
13/01/1999	0.4	10.6	0	0
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
24/12/2015	7	36.7	3	0
25/12/2015	11.2	0.5	1.9	1.9
26/12/2015	12.1	10.1	9.8	2.9
27/12/2015	0	0	5.6	0
28/12/2015	0	0	3.3	9
29/12/2015	16.6	8.4	10.4	0
30/12/2015	3.9	0	5.8	1.4
31/12/2015	0.3	0	5.4	7

**Lampiran 1B.** Data Curah Hujan (mm) Stasiun Meteorologi Mali,  
Umbu Mehang Kunda, Lasiana, Eltari, dan Tardamu  
Tahun 1999-2015

Tanggal	Mali	Umbu	Lasiana	Eltari	Tardamu
01/01/1999	0	16.5	0.8	0	0
02/01/1999	1.9	0	0	0	0
03/01/1999	5.4	0	0	2	0
04/01/1999	4.3	0	2.2	1	13.6
05/01/1999	3.8	0.2	3	0	5.2
06/01/1999	0.2	9.5	0	14	0.9
07/01/1999	0	33	6.5	3	7.9
08/01/1999	1	0	8	34	44.1
09/01/1999	0	0.6	27.4	15	3.4
10/01/1999	0	0	14.5	0	0.95
11/01/1999	5.7	0.3	0	27	0
12/01/1999	7.7	4.8	27.5	15	5.4
13/01/1999	32.3	1.2	7.8	8	28.1
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
24/12/2015	0.9	6	9.5	9	8.3
25/12/2015	0.6	6.2	2	13.8	0.9
26/12/2015	5.4	7.3	7	12.2	9.6
27/12/2015	19.1	0	3.2	10.4	0
28/12/2015	6.8	0	6	11.6	0
29/12/2015	15	0	5.8	10.5	7.1
30/12/2015	10.1	1.3	1.1	11.8	8.4
31/12/2015	1.8	4.2	6.9	12.4	8.1

## Lampiran 2. Tampilan ECMWF

The screenshot displays the ECMWF website interface for the ERA Interim dataset. The top navigation bar includes links for Home, Chart dashboard, Contact, and a search bar. The left sidebar contains a 'Type of level' menu with options like Model levels, Potential temperature, and Pressure levels. Below this is the 'ERA Interim Fields' menu, which lists various data types such as Daily, Invariant, Synoptic Monthly Means, and Monthly Means of Daily Means. The main content area is titled 'ERA Interim, Monthly Means of Daily Means' and includes a login prompt and a note about the dataset's scope. A 'Select a list of months' table is visible, showing a grid of checkboxes for each month from 1979 to 2014.

## Lampiran 3. Script konversi type file .nc menjadi .txt

```
'c'
'set t 1 last'
'set lon 0 360'
'set lat -89.5 89.5'

say 'awal bujur'    ='
pull awalbujur
say 'akhir bujur'   ='
pull akhirbujur
say 'perbedaan bujur' ='
pull bedabujur

say 'awal lintang'    ='
pull awallintang
say 'akhir lintang'   ='
pull akhirlintang
say 'perbedaan lintang' ='
pull bedalintang
```



**Lampiran 3.** Script konversi type file .nc menjadi .txt (Lanjutan)

```

iterbujur=((akhirbujur-awalbujur)/bedabujur)+1
iterlintang=((akhirlintang-awallintang)/bedalintang)+1
j=1
say 'titik bujur yang akan digunakan'
while(j<=iterbujur)
bujur.j=awalbujur+((j-1)*bedabujur)
say bujur.j
j=j+1
endwhile

k=1
say 'titik lintang yang akan digunakan'
while(k<=iterlintang)
lintang.k = awallintang+((k-1)*bedalintang)
say lintang.k
k=k+1
endwhile

l=1
while(l<=iterlintang)
say 'lintang ke ' l
'c'
i=1
while(i<=iterbujur)
'set lat 'lintang.l
'set lon 'bujur.i
'fprintf precip
D://curah1//data_lintang_'lintang.l'_bujur_'bujur.i'.txt %g
l'
i=i+1
endwhile
l=l+1

```

## Lampiran 4. Tampilan Aplikasi GrADS

```

See file COPYRIGHT for more information

Config: v2.0.a9.o9a.1 little-endian readline printm gribs2 netcdf hdf4-sds hdf5
pendap-grids.ctn athena geotiff shapefile
Issue 'q config' command for more detailed configuration information
Loading User Defined Extensions table </cygdrive/c/OPENGR~1/Contents/Cygwin/Ver
sions/20090G~1.1/i686/gex/udxt> ... ok.
Landscape mode? <'n' for portrait>: 1
GX Package Initialization: Size = 11 8.5
Cygwin warning:
MS-DOS style path detected: \Users\dini\.Xauthority
Preferred POSIX equivalent is: /cygdrive/c/Users/dini/.Xauthority
CYGWIN environment variable option "nodosfilewarning" turns off this warning.
Consult the user's guide for more details about POSIX paths:
  http://cygwin.com/cygwin-ug-net/using.html#using-pathnames
Command line history in \Users\dini\.grads.log
ga-> sdfopen "D:\STATISTIKA\semester 8\Bismillah Tugas Akhir\syntax\>
Scanning self-describing file: "D:\STATISTIKA\semester
Error: nc.open failed to open file "D:\STATISTIKA\semester
No such file or directory
gradsdf: Couldn't ingest SDF metadata.
ga-> sdfopen D:\geo.nc
Scanning self-describing file: D:\geo.nc
SDF file D:\geo.nc is open as file 1
LON set to 80 180
LAT set to -20 20
LEV set to 0 0
Time values set: 1981:9:1:0 1981:9:1:0
E set to 1 1
ga-> q file
File 1 :
  Descriptor: D:\geo.nc
  Binary: D:\geo.nc
  Type = Gridded
  Xsize = 41 Ysize = 17 Zsize = 1 Tsize = 4148 Esize = 1
  Number of Variables = 1
    z 0 t,y,x Geopotential
KKA\semester 8\Bismillah Tugas Akhir\syntax\1\grads\grad_geo.gs"
Unknown command: "D:\STATISTIKA\semester
ga-> D:\grad_geo.gs
awal bujur =
80
akhir bujur =
180
perbedaan bujur =
2.5
awal lintang =
-20
akhir lintang =
20
perbedaan lintang =
2.5

```

### Lampiran 5. Script untuk Menggabungkan .txt menjadi .csv

```

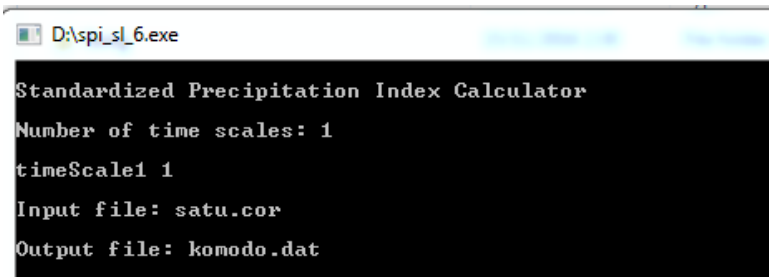
setwd("D://curah1")
filelist = list.files(pattern = ".*.txt", full.names=TRUE)
myfunction <- function(x)
{
  data <- readLines(x)
  split_content = strsplit(data, split = " ")
  data2 <- unlist(split_content)
  data3 <- as.numeric(data2)
}
#datalist = lapply(filelist, function(x)readLines(x))
datalist = lapply(filelist, myfunction)
datafr = do.call("rbind", datalist)
datafr=t(datafr)
tgl=read.table('D:/tanggal.txt')
datafr1=cbind(tgl,datafr)

setwd("D://Sintax TA")
write.table(datafr1,"lengkap.csv",sep=";",row.names=FALSE)
write.table(filelist,"list_lengkap.csv",sep=";",col.names=TRUE
,row.names=FALSE)

#lengkap -> data gabungan #list_lengkap -> keterangan
koordinat

```

### Lampiran 6. Tampilan Aplikasi SPI\_SL\_6.exe



```

D:\spi_sl_6.exe

Standardized Precipitation Index Calculator
Number of time scales: 1
timeScale1 1
Input file: satu.cor
Output file: komodo.dat

```

**Lampiran 7.** Nilai Hasil *Principal Component* Data Curah Hujan

No	Nilai	No	Nilai PC	No	Nilai PC	No	Nilai PC	No	Nilai PC
1	982,9	28	210,3	55	11,2	82	255,2	109	603,0
2	1418,2	29	46,1	56	19,7	83	353,0	110	1527,5
3	833,9	30	181,1	57	27,0	84	884,6	111	777,8
4	412,7	31	60,2	58	169,3	85	1233,2	112	248,8
5	84,5	32	5,2	59	302,9	86	603,8	113	53,9
6	94,8	33	14,8	60	930,8	87	926,6	114	40,9
7	13,1	34	140,6	61	244,6	88	574,5	115	1,8
8	27,2	35	628,4	62	662,2	89	198,9	116	24,9
9	61,6	36	399,5	63	464,6	90	85,3	117	53,5
10	196,1	37	887,7	64	217,3	91	9,7	118	197,9
11	445,3	38	1015,1	65	89,8	92	18,8	119	434,3
12	660,6	39	479,9	66	22,1	93	18,6	120	1022,2
13	1244,4	40	302,4	67	0,3	94	18,8	...	...
14	908,9	41	17,7	68	0,6	95	129,1	...	...
15	853,9	42	0,3	69	33,3	96	728,8	...	...
16	528,9	43	10,4	70	33,0	97	508,5	...	...
17	270,9	44	10,4	71	136,6	98	667,4	194	828,2
18	51,8	45	50,8	72	543,1	99	1083,4	195	820,9
19	1,2	46	43,4	73	473,6	100	392,4	196	499,5
20	41,2	47	334,3	74	530,1	101	43,6	197	123,0
21	63,9	48	541,6	75	656,6	102	153,4	198	63,5
22	195,6	49	633,8	76	415,0	103	8,3	199	15,3
23	543,7	50	973,6	77	10,7	104	31,3	200	15,5
24	325,5	51	473,6	78	53,9	105	13,7	201	10,2
25	953,4	52	249,1	79	37,0	106	104,4	202	81,3
26	806,4	53	85,4	80	38,0	107	252,6	203	310,8
27	587,8	54	71,3	81	54,4	108	980,1	204	674,2

**Lampiran 8.** Nilai *Standardized Precipitation Index* (SPI)

Tahun	Bulan	SPI1	SPI2	SPI3
1999	1	0,43		
1999	2	1,74	1,41	
1999	3	0,77	1,95	1,53
1999	4	0,35	0,64	1,86
1999	5	-0,72	-0,22	0,27
1999	6	0,58	-0,43	-0,12
1999	7	-0,26	0,26	-0,48
1999	8	0,54	0,1	0,31
1999	9	0,31	0,36	0,14
1999	10	0,7	0,58	0,57
1999	11	0,75	0,77	0,7
1999	12	-0,57	-0,18	0,13
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
2015	1	1,24	1,5	1,37
2015	2	-0,08	0,81	1,16
2015	3	0,86	0,36	1,01
2015	4	0,91	0,97	0,65
2015	5	0,04	0,51	0,77
2015	6	0,17	-0,02	0,48
2015	7	-0,39	-0,1	-0,13
2015	8	-0,4	-0,58	-0,27
2015	9	-1,44	-1,28	-1,29
2015	10	-0,7	-1,09	-1,09
2015	11	-0,2	-0,47	-0,68
2015	12	-0,2	-0,54	-0,71

**Lampiran 9.** Nilai Bobot PC pada Setiap Ketinggian Geopotensial.

No	500	850	875	900	975	1000
1	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,044
2	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,044
3	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,044
4	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,043
5	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,043
6	0,046	0,043	0,043	0,043	0,042	0,042
7	0,046	0,044	0,044	0,043	0,043	0,042
8	0,046	0,043	0,043	0,043	0,043	0,043
9	0,046	0,045	0,045	0,045	0,044	0,044
10	0,046	0,045	0,045	0,045	0,045	0,045
11	0,046	0,045	0,045	0,045	0,046	0,046
12	0,046	0,044	0,044	0,044	0,043	0,043
13	0,046	0,045	0,045	0,045	0,046	0,047
14	0,045	0,045	0,045	0,045	0,046	0,047
15	0,045	0,045	0,045	0,045	0,046	0,046
16	0,046	0,045	0,045	0,045	0,046	0,047
17	0,045	0,045	0,045	0,045	0,046	0,046
18	0,045	0,046	0,046	0,046	0,046	0,046
19	0,045	0,046	0,046	0,046	0,045	0,046
20	0,045	0,045	0,045	0,045	0,046	0,046
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
489	0,043	0,042	0,041	0,041	0,039	0,038
490	0,043	0,042	0,042	0,042	0,04	0,038
491	0,043	0,043	0,043	0,043	0,041	0,039
492	0,043	0,041	0,041	0,041	0,039	0,038
493	0,043	0,044	0,044	0,044	0,042	0,04

**Lampiran 10.** Nilai Geopotensial Setiap Ketinggian Hasil Reduksi  
*Principal Component.*

No	500	850	875	900	975	1000
1	1270508,0	318334,2	263850,9	211455,3	60096,9	11949,1
2	1272124,0	320862,9	266385,7	214028,6	62758,2	14630,3
3	1271428,5	319128,6	264588,3	212173,3	60839,4	12734,7
4	1274531,2	322553,0	268118,1	215794,2	64456,1	16266,0
5	1276156,2	325196,7	271131,6	219175,0	68623,7	20572,1
6	1273485,5	326054,6	272086,6	220221,6	69980,9	22036,0
7	1272066,5	325150,5	271339,3	219664,2	70073,4	22323,7
8	1274230,0	327432,8	273508,8	221717,3	72023,3	24291,0
9	1273763,1	326415,6	272190,2	220124,1	69917,8	22078,3
10	1273458,2	324848,0	270412,3	218121,4	67052,4	18940,8
11	1273344,5	322399,6	267933,1	215593,5	64315,2	16138,8
12	1271986,9	319882,2	265390,2	213008,2	61606,4	13432,4
13	1271154,7	320168,6	265750,8	213444,1	62299,2	14204,9
14	1271588,1	319715,4	265228,3	212863,9	61614,2	13509,0
15	1272253,8	321029,9	266551,8	214190,4	62916,9	14800,5
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
195	1277469,4	326167,9	271624,0	219231,2	67921,3	19761,5
196	1277880,6	325574,9	271064,1	218697,1	67363,4	19176,8
197	1279374,2	327785,6	273561,4	221485,1	70798,5	22731,9
198	1278023,1	327181,7	273137,4	221238,4	71049,9	23131,7
199	1276623,9	328222,6	274359,7	222641,0	72975,7	25221,9
200	1277135,3	328193,6	274346,3	222654,0	73167,5	25478,9
201	1276918,8	328956,7	274827,7	222828,8	72682,6	24863,1
202	1278916,6	330023,3	275578,7	223258,8	72252,4	24225,6
203	1277482,1	325649,3	270859,2	218196,3	63798,1	17830,5
204	1278928,6	324882,4	270219,9	217691,2	63579,9	17526,4

### Lampiran 11. Persamaan regresi

#### Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; 500; 500\_1

The regression equation is

$$SP1 = 63,1 + 0,226 SP1\_1 - 0,000182 500 + 0,000132 500\_1$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	63,15	51,36	1,23	0,220	
SP1_1	0,22563	0,07051	3,20	0,002	1,046
500	-0,00018194	0,00004897	-3,72	0,000	1,808
500_1	0,00013242	0,00004900	2,70	0,008	1,860

$$S = 0,959878 \quad R\text{-Sq} = 11,3\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 9,8\%$$

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	3	21,8446	7,2815	7,90	0,000
Residual Error	187	172,2955	0,9214		
Total	190	194,1401			

#### Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; ...

The regression equation is

$$SP2 = -31,3 + 0,868 SP2\_1 - 0,484 SP2\_2 + 0,308 SP2\_3 - 0,000091 500 + 0,000163 500\_2 - 0,000122 500\_3 + 0,000075 500\_5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-31,28	49,94	-0,63	0,532	
SP2_1	0,86807	0,06916	12,55	0,000	1,841
SP2_2	-0,48437	0,08354	-5,80	0,000	2,692
SP2_3	0,30789	0,06834	4,51	0,000	1,838
500	-0,00009117	0,00003338	-2,73	0,007	1,527
500_2	0,00016322	0,00004004	4,08	0,000	2,187
500_3	-0,00012229	0,00004094	-2,99	0,003	2,329
500_5	0,00007476	0,00003091	2,42	0,017	1,384

$$S = 0,699340 \quad R\text{-Sq} = 53,6\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 51,8\%$$

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	7	101,302	14,472	29,59	0,000
Residual Error	179	87,545	0,489		
Total	186	188,847			



**Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_3; SP3\_4; 500\_3; 500\_4**

The regression equation is

$$SP3 = -33,2 + 0,852 SP3_1 - 0,282 SP3_3 + 0,229 SP3_4 + 0,000087 500_3 - 0,000061 500_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-33,24	36,16	-0,92	0,359	
SP3_1	0,85189	0,05710	14,92	0,000	1,508
SP3_3	-0,28174	0,08026	-3,51	0,001	3,036
SP3_4	0,22881	0,07170	3,19	0,002	2,448
500_3	0,00008676	0,00003318	2,61	0,010	1,820
500_4	-0,00006070	0,00003267	-1,86	0,065	1,798

S = 0,634527    R-Sq = 61,1%    R-Sq(adj) = 60,0%

**Analysis of Variance**

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	113,902	22,780	56,58	0,000
Residual Error	180	72,472	0,403		
Total	185	186,375			

**Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; SP1\_2; 850; 850\_1; 850\_2; 850\_3**

The regression equation is

$$SP1 = 31,4 + 0,210 SP1_1 + 0,142 SP1_2 - 0,000197 850 + 0,000118 850_1 + 0,000126 850_2 - 0,000144 850_3$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	31,40	11,90	2,64	0,009	
SP1_1	0,21012	0,07192	2,92	0,004	1,157
SP1_2	0,14193	0,07125	1,99	0,048	1,154
850	-0,00019662	0,00004176	-4,71	0,000	2,366
850_1	0,00011840	0,00005279	2,24	0,026	3,855
850_2	0,00012568	0,00005174	2,43	0,016	3,736
850_3	-0,00014434	0,00004092	-3,53	0,001	2,387

S = 0,923055    R-Sq = 18,6%    R-Sq(adj) = 15,9%

**Analysis of Variance**

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	35,4196	5,9033	6,93	0,000
Residual Error	182	155,0694	0,8520		
Total	188	190,4890			

**Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; ...**

The regression equation is

$$\text{SP2} = 17,5 + 0,874 \text{ SP2\_1} - 0,427 \text{ SP2\_2} + 0,234 \text{ SP2\_3} - 0,000110 \text{ 850} + 0,000187 \text{ 850\_2} - 0,000097 \text{ 850\_3} - 0,000096 \text{ 850\_4} + 0,000063 \text{ 850\_5}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	17,47	12,73	1,37	0,172	
SP2_1	0,87359	0,06941	12,59	0,000	1,959
SP2_2	-0,42710	0,08478	-5,04	0,000	2,929
SP2_3	0,23447	0,06994	3,35	0,001	2,034
850	-0,00011050	0,00002782	-3,97	0,000	1,926
850_2	0,00018670	0,00003625	5,15	0,000	3,268
850_3	-0,00009699	0,00003942	-2,46	0,015	3,922
850_4	-0,00009644	0,00004006	-2,41	0,017	4,036
850_5	0,00006332	0,00003185	1,99	0,048	2,601

S = 0,680462    R-Sq = 56,4%    R-Sq(adj) = 54,4%

**Analysis of Variance**

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	8	106,428	13,303	28,73	0,000
Residual Error	178	82,419	0,463		
Total	186	188,847			

**Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_3; SP3\_4; 850; 850\_3; 850\_4**

The regression equation is

$$\text{SP3} = 20,1 + 0,841 \text{ SP3\_1} - 0,292 \text{ SP3\_3} + 0,178 \text{ SP3\_4} - 0,000059 \text{ 850} + 0,000081 \text{ 850\_3} - 0,000084 \text{ 850\_4}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	20,06	10,57	1,90	0,059	
SP3_1	0,84077	0,05657	14,86	0,000	1,510
SP3_3	-0,29152	0,07974	-3,66	0,000	3,059
SP3_4	0,17775	0,07142	2,49	0,014	2,479
850	-0,00005856	0,00002168	-2,70	0,008	1,369
850_3	0,00008100	0,00002848	2,84	0,005	2,350
850_4	-0,00008434	0,00002977	-2,83	0,005	2,591

S = 0,628093    R-Sq = 62,1%    R-Sq(adj) = 60,8%

**Analysis of Variance**

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	115,759	19,293	48,91	0,000
Residual Error	179	70,616	0,395		
Total	185	186,375			

### Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; 875

The regression equation is

$$SP1 = 30,8 + 0,184 SP1\_1 - 0,0718 \text{ 875}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	30,773	9,245	3,33	0,001	
SP1_1	0,18417	0,06991	2,63	0,009	1,019
875	-0,07177	0,02156	-3,33	0,001	1,019

$$S = 0,964283 \quad R\text{-Sq} = 10,0\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 9,0\%$$

### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	2	19,3298	9,6649	10,39	0,000
Residual Error	188	174,8103	0,9298		
Total	190	194,1401			

### Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; 875; 875\_2; 875\_4

The regression equation is

$$SP2 = 42,4 + 0,769 SP2\_1 - 0,228 SP2\_2 - 0,114 \text{ 875} + 0,115 \text{ 875\_2} - 0,101 \text{ 875\_4}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	42,44	10,75	3,95	0,000	
SP2_1	0,76853	0,06643	11,57	0,000	1,673
SP2_2	-0,22824	0,06675	-3,42	0,001	1,724
875	-0,11373	0,02031	-5,60	0,000	1,621
875_2	0,11535	0,02237	5,16	0,000	2,030
875_4	-0,10062	0,01990	-5,06	0,000	1,635

$$S = 0,705476 \quad R\text{-Sq} = 52,0\% \quad R\text{-Sq(adj)} = 50,7\%$$

### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	98,305	19,661	39,50	0,000
Residual Error	182	90,581	0,498		

Total 187 188,886

### Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_3; SP3\_4; 875; 875\_3; 875\_5

The regression equation is

$$SP3 = 29,0 + 0,818 SP3\_1 - 0,288 SP3\_3 + 0,168 SP3\_4 - 0,0543 875 + 0,0385 875\_3 - 0,0518 875\_5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	28,96	12,24	2,37	0,019	
SP3_1	0,81837	0,05686	14,39	0,000	1,525
SP3_3	-0,28828	0,07973	-3,62	0,000	3,057
SP3_4	0,16768	0,07215	2,32	0,021	2,529
875	-0,05427	0,01782	-3,05	0,003	1,567
875_3	0,03851	0,01727	2,23	0,027	1,468
875_5	-0,05182	0,01909	-2,71	0,007	1,812

S = 0,628176 R-Sq = 62,1% R-Sq(adj) = 60,8%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	115,740	19,290	48,88	0,000
Residual Error	179	70,634	0,395		
Total	185	186,375			

### Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; SP1\_2; 900; 900\_2; 900\_4

The regression equation is

$$SP1 = 36,3 + 0,124 SP1\_1 + 0,185 SP1\_2 - 0,000189 900 + 0,000177 900\_2 - 0,000155 900\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	36,331	9,115	3,99	0,000	
SP1_1	0,12437	0,06907	1,80	0,073	1,071
SP1_2	0,18502	0,07018	2,64	0,009	1,109
900	-0,00018856	0,00003585	-5,26	0,000	2,257
900_2	0,00017682	0,00003944	4,48	0,000	2,783
900_4	-0,00015525	0,00003587	-4,33	0,000	2,342

S = 0,919932 R-Sq = 19,1% R-Sq(adj) = 16,9%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	36,3346	7,2669	8,59	0,000
Residual Error	182	154,0220	0,8463		

Total 187 190,3567

### Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; SP2\_3; 900; 900\_2; 900\_4

The regression equation is

$$SP2 = 26,8 + 0,811 SP2\_1 - 0,373 SP2\_2 + 0,202 SP2\_3 - 0,000145 900 + 0,000151 900\_2 - 0,000129 900\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	26,755	7,337	3,65	0,000	
SP2_1	0,81079	0,06490	12,49	0,000	1,721
SP2_2	-0,37319	0,08045	-4,64	0,000	2,699
SP2_3	0,20195	0,07035	2,87	0,005	2,085
900	-0,00014524	0,00002836	-5,12	0,000	2,588
900_2	0,00015134	0,00002994	5,05	0,000	2,939
900_4	-0,00012907	0,00002857	-4,52	0,000	2,722

S = 0,679548 R-Sq = 55,7% R-Sq(adj) = 54,3%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	105,303	17,550	38,01	0,000
Residual Error	181	83,583	0,462		
Total	187	188,886			

### Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_4; SP3\_3; 900; 900\_3; 900\_4

The regression equation is

$$SP3 = 16,0 + 0,847 SP3\_1 + 0,173 SP3\_4 - 0,301 SP3\_3 - 0,000065 900 + 0,000097 900\_3 - 0,000105 900\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	16,016	6,547	2,45	0,015	
SP3_1	0,84681	0,05609	15,10	0,000	1,509
SP3_4	0,17303	0,07061	2,45	0,015	2,462
SP3_3	-0,30065	0,07909	-3,80	0,000	3,057
900	-0,00006547	0,00002062	-3,18	0,002	1,618
900_3	0,00009651	0,00002856	3,38	0,001	3,104
900_4	-0,00010465	0,00003046	-3,44	0,001	3,559

S = 0,623111    R-Sq = 62,7%    R-Sq(adj) = 61,5%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	116,875	19,479	50,17	0,000
Residual Error	179	69,500	0,388		
Total	185	186,375			

### Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; SP1\_2; 975; 975\_2; 975\_4

The regression equation is

$$SP1 = 12,1 + 0,129 SP1\_1 + 0,187 SP1\_2 - 0,000192 \cdot 975 + 0,000182 \cdot 975\_2 - 0,000171 \cdot 975\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	12,098	2,599	4,65	0,000	
SP1_1	0,12870	0,06837	1,88	0,061	1,066
SP1_2	0,18656	0,06922	2,70	0,008	1,095
975	-0,00019229	0,00003442	-5,59	0,000	3,032
975_2	0,00018183	0,00003708	4,90	0,000	3,567
975_4	-0,00017098	0,00003451	-4,95	0,000	3,133

S = 0,912967    R-Sq = 20,3%    R-Sq(adj) = 18,1%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	38,6582	7,7316	9,28	0,000
Residual Error	182	151,6985	0,8335		
Total	187	190,3567			

### Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; SP2\_3; 975; 975\_2; 975\_4

The regression equation is

$$SP2 = 9,23 + 0,818 SP2\_1 - 0,376 SP2\_2 + 0,185 SP2\_3 - 0,000150 \cdot 975 + 0,000153 \cdot 975\_2 - 0,000141 \cdot 975\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	9,235	2,115	4,37	0,000	
SP2_1	0,81780	0,06460	12,66	0,000	1,721
SP2_2	-0,37625	0,07974	-4,72	0,000	2,676
SP2_3	0,18545	0,07039	2,63	0,009	2,107
975	-0,00015005	0,00002771	-5,41	0,000	3,580

```

975_2      0,00015287  0,00002886   5,30  0,000  3,937
975_4     -0,00014133  0,00002796  -5,05  0,000  3,746

```

S = 0,676433    R-Sq = 56,2%    R-Sq(adj) = 54,7%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	106,067	17,678	38,63	0,000
Residual Error	181	82,819	0,458		
Total	187	188,886			

### Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_3; ...

The regression equation is

$$SP3 = 9,44 + 0,836 SP3\_1 - 0,316 SP3\_3 + 0,146 SP3\_4 - 0,000100 975 + 0,000103 975\_3 - 0,000074 975\_4 - 0,000071 975\_5$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	9,437	2,535	3,72	0,000	
SP3_1	0,83552	0,05556	15,04	0,000	1,525
SP3_3	-0,31635	0,07798	-4,06	0,000	3,063
SP3_4	0,14643	0,07024	2,08	0,039	2,511
975	-0,00009975	0,00002384	-4,18	0,000	3,199
975_3	0,00010322	0,00002732	3,78	0,000	4,204
975_4	-0,00007358	0,00003362	-2,19	0,030	6,399
975_5	-0,00007143	0,00002972	-2,40	0,017	4,958

S = 0,613749    R-Sq = 64,0%    R-Sq(adj) = 62,6%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	7	119,324	17,046	45,25	0,000
Residual Error	178	67,050	0,377		
Total	185	186,375			

### Regression Analysis: SP1 versus SP1\_1; SP1\_2; 1000; 1000\_2; 1000\_4

The regression equation is

$$SP1 = 3,33 + 0,132 SP1\_1 + 0,184 SP1\_2 - 0,000186 1000 + 0,000176 1000\_2 - 0,000168 1000\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
-----------	------	---------	---	---	-----

Constant	3,3275	0,7182	4,63	0,000	
SP1_1	0,13219	0,06846	1,93	0,055	1,064
SP1_2	0,18369	0,06921	2,65	0,009	1,091
1000	-0,00018648	0,00003384	-5,51	0,000	3,180
1000_2	0,00017558	0,00003620	4,85	0,000	3,685
1000_4	-0,00016778	0,00003396	-4,94	0,000	3,283

S = 0,914914    R-Sq = 20,0%    R-Sq(adj) = 17,8%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	5	38,0103	7,6021	9,08	0,000
Residual Error	182	152,3464	0,8371		
Total	187	190,3567			

### Regression Analysis: SP2 versus SP2\_1; SP2\_2; ...

The regression equation is

$$SP2 = 2,52 + 0,819 SP2\_1 - 0,382 SP2\_2 + 0,192 SP2\_3 - 0,000144 1000 + 0,000146 1000\_2 - 0,000137 1000\_4$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	2,5174	0,5837	4,31	0,000	
SP2_1	0,81860	0,06486	12,62	0,000	1,721
SP2_2	-0,38157	0,07991	-4,77	0,000	2,667
SP2_3	0,19160	0,07036	2,72	0,007	2,089
1000	-0,00014412	0,00002726	-5,29	0,000	3,747
1000_2	0,00014584	0,00002826	5,16	0,000	4,078
1000_4	-0,00013695	0,00002752	-4,98	0,000	3,914

S = 0,679066    R-Sq = 55,8%    R-Sq(adj) = 54,3%

#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	6	105,421	17,570	38,10	0,000
Residual Error	181	83,465	0,461		
Total	187	188,886			

### Regression Analysis: SP3 versus SP3\_1; SP3\_3; ...

The regression equation is

$$SP3 = 2,55 + 0,835 SP3\_1 - 0,317 SP3\_3 + 0,150 SP3\_4 - 0,000096 1000 + 0,000098 1000\_3 - 0,000071 1000\_4 - 0,000069 1000\_5$$



Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	2,5518	0,6986	3,65	0,000	
SP3_1	0,83530	0,05570	15,00	0,000	1,525
SP3_3	-0,31675	0,07818	-4,05	0,000	3,063
SP3_4	0,15044	0,07027	2,14	0,034	2,500
1000	-0,00009561	0,00002336	-4,09	0,000	3,329
1000_3	0,00009826	0,00002698	3,64	0,000	4,444
1000_4	-0,00007091	0,00003373	-2,10	0,037	6,973
1000_5	-0,00006881	0,00002951	-2,33	0,021	5,288

S = 0,615409    R-Sq = 63,8%    R-Sq(adj) = 62,4%

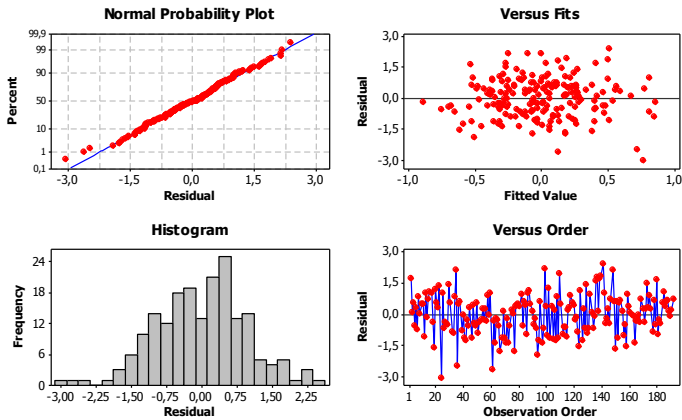
#### Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	7	118,961	16,994	44,87	0,000
Residual Error	178	67,414	0,379		
Total	185	186,375			

## Lampiran 12. Uji Normalitas Dan Grafik *Four in One* Persamaan regesi

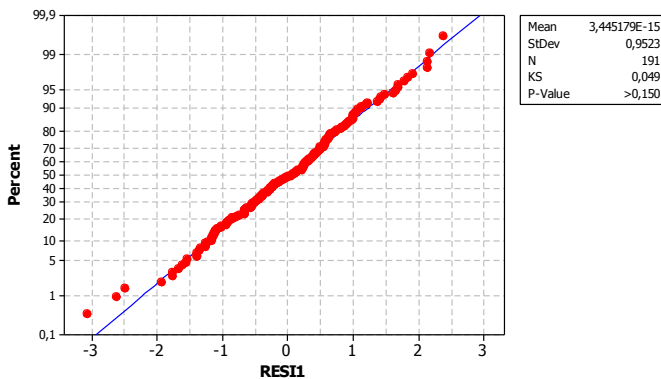
a.  $SP11 = 63,1 + 0,226 SP11 - 0,000182 Z_{500} + 0,000132 Z_{500_1}$

**Residual Plots for SP1**



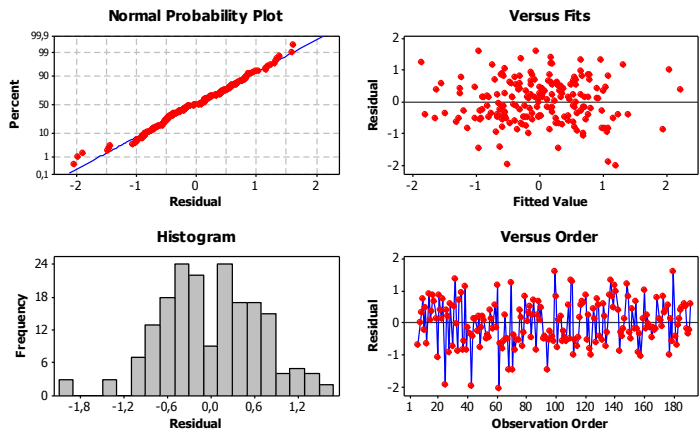
**Probability Plot of RES11**

Normal

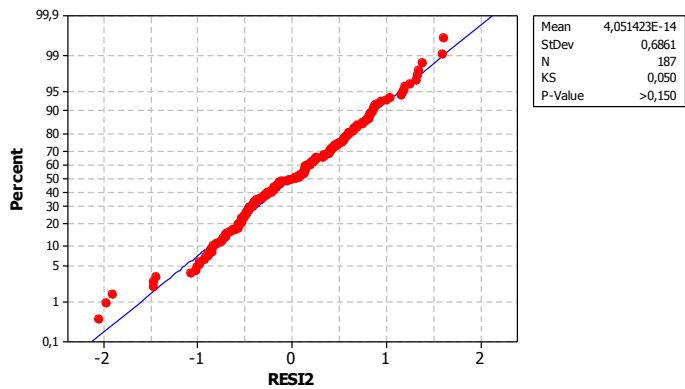


b.  $SPI2 = -31,3 + 0,868 SPI2\_1 - 0,484 SPI2\_2 + 0,308 SPI2\_3 - 0,000091Z_{500} + 0,000163 Z_{500\_2} - 0,000122 Z_{500\_3} + 0,000075 Z_{500\_5}$

Residual Plots for SP2

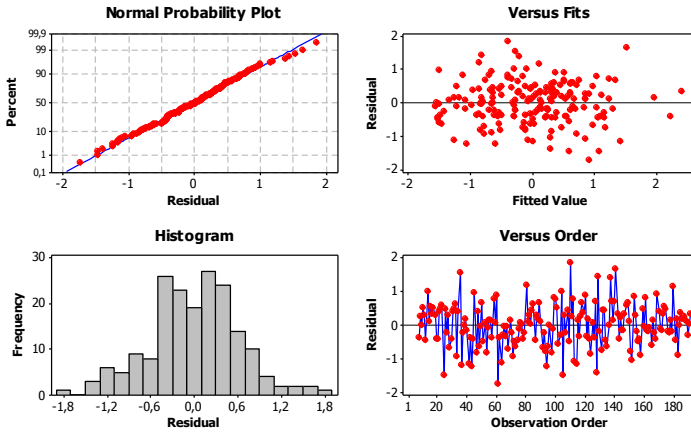


Probability Plot of RESI2  
Normal

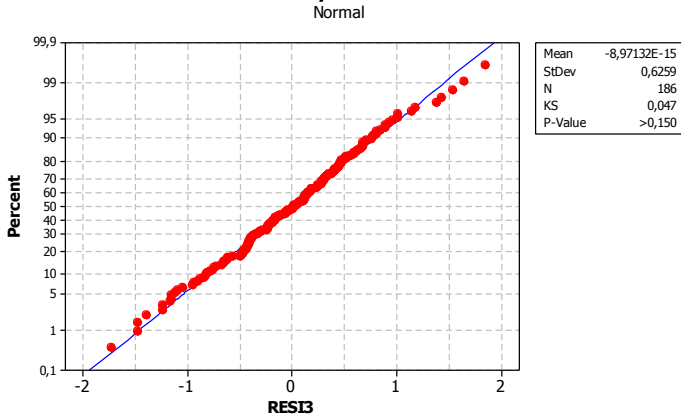


$$c. \text{ SPI3} = -33,2 + 0,852 \text{ SPI3} - 0,282 \text{ SPI3\_3} + 0,229 \text{ SPI3\_4} + 0,000087 Z_{500_3} - 0,000061 Z_{500_4}$$

Residual Plots for SP3

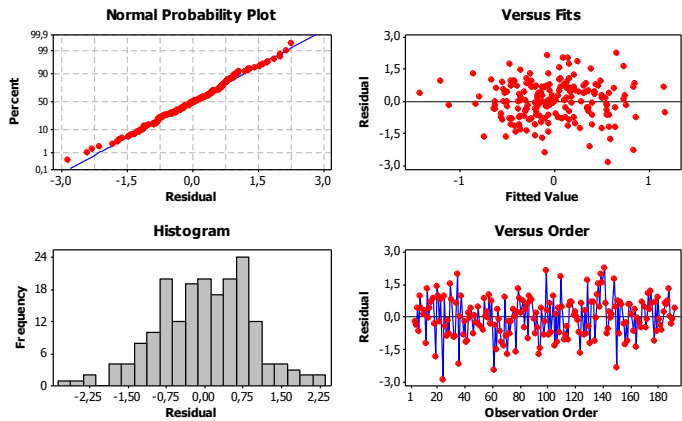


Probability Plot of RESI3

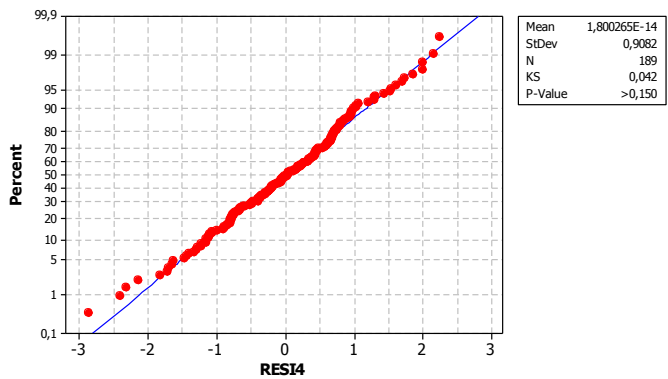


d.  $SP11 = 31,4 + 0,210 SP11\_1 + 0,142 SP11\_2 - 0,000197 Z_{850} + 0,000118 Z_{850\_1} - + 0,000126 Z_{850\_2} - 0,000144 Z_{850\_3}$

Residual Plots for SP1

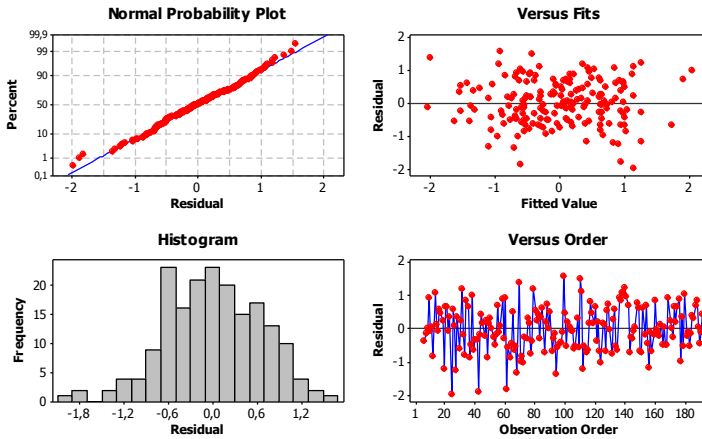


Probability Plot of RES14  
Normal



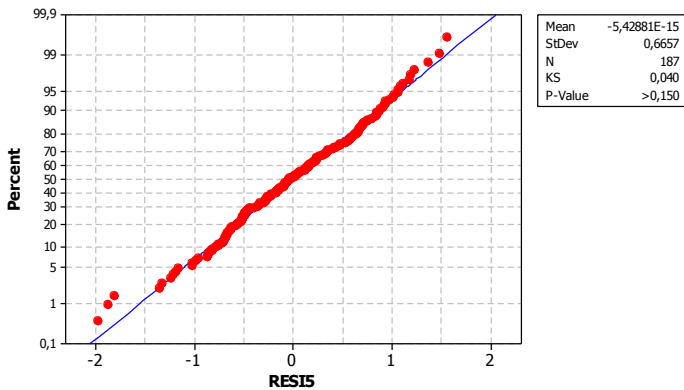
$$e. \quad SPI2 = 17,5 + 0,874 SPI2\_1 - 0,427 SPI2\_2 + 0,234 SPI2\_3 - \\ 0,000110 Z_{850} + 0,000187 Z_{850\_2} - 0,000097 Z_{850\_3} - \\ 0,000096 Z_{850\_4} + 0,000063 Z_{850\_5}$$

### Residual Plots for SP2



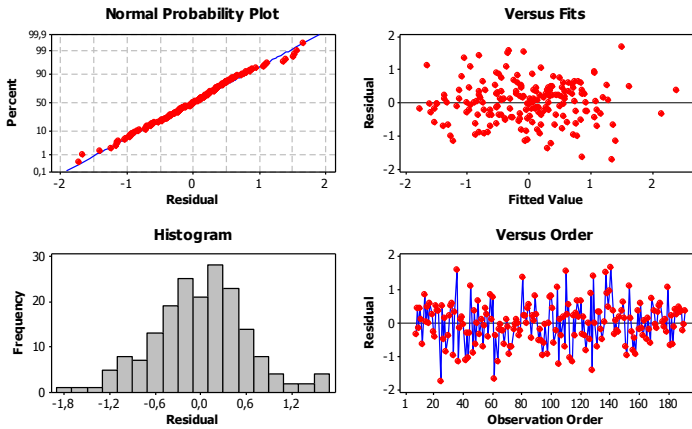
### Probability Plot of RES15

Normal

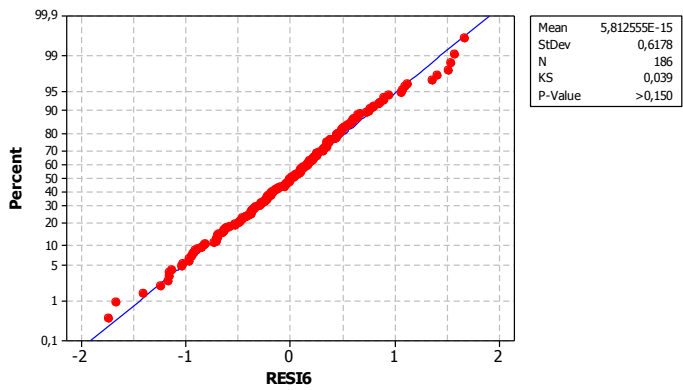


f.  $SPI3 = 20,1 + 0,841 SPI3\_1 - 0,292 SPI3\_3 + 0,178 SPI3\_4 - 0,000059 Z_{850} + 0,000081 Z_{850\_3} - 0,000084 Z_{850\_4}$

Residual Plots for SP3

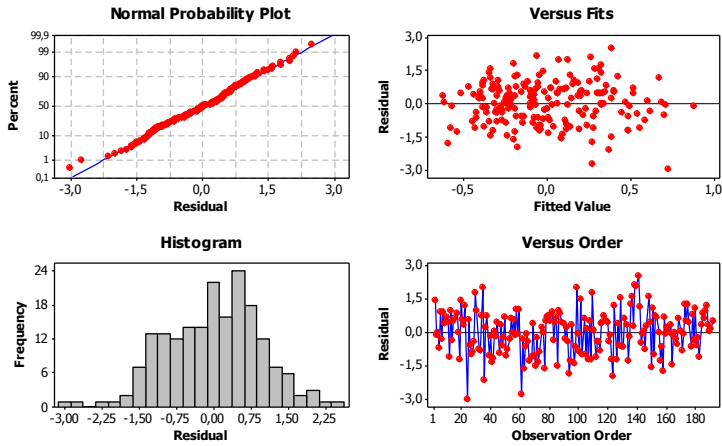


Probability Plot of RESI6  
Normal

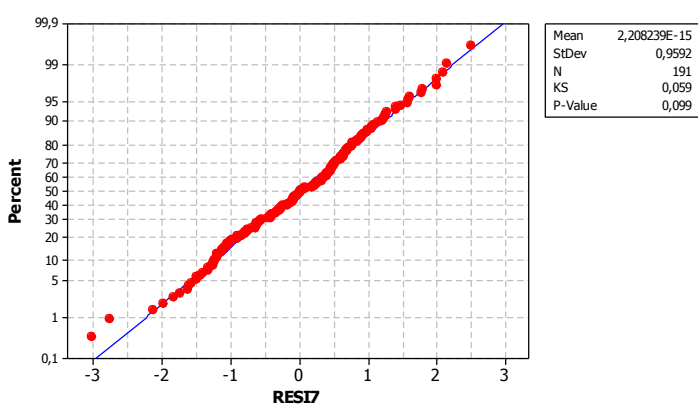


$$g. \text{ SPI1} = 30,8 + 0,184 \text{ SPI\_1} - 0,0718 \text{ Z}_{875}$$

### Residual Plots for SP1



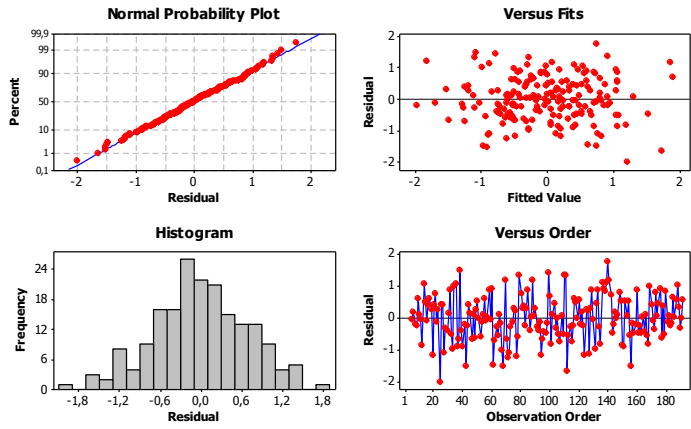
### Probability Plot of RESI7



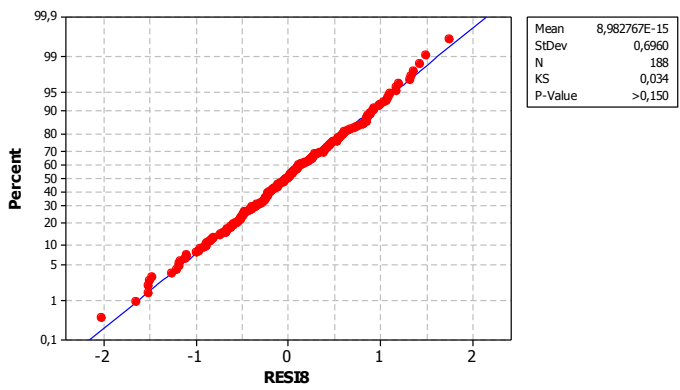


h.  $SP12 = 42,4 + 0,769 SP12\_1 - 0,228 SP12\_2 - 0,114 Z_{875} + 0,115 Z_{875\_2} - 0,101 Z_{875\_4}$

Residual Plots for SP2

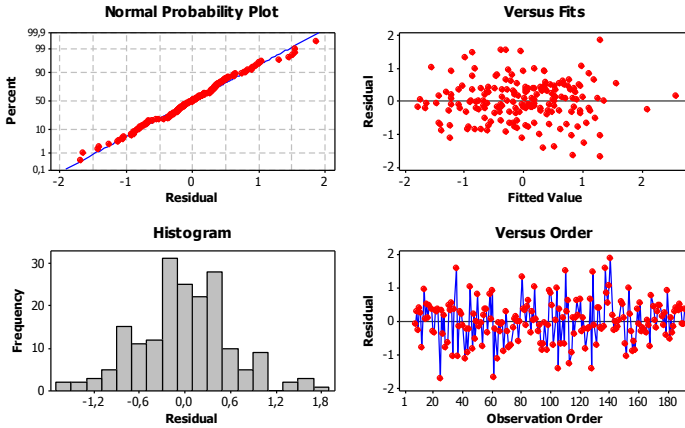


Probability Plot of RES18  
Normal



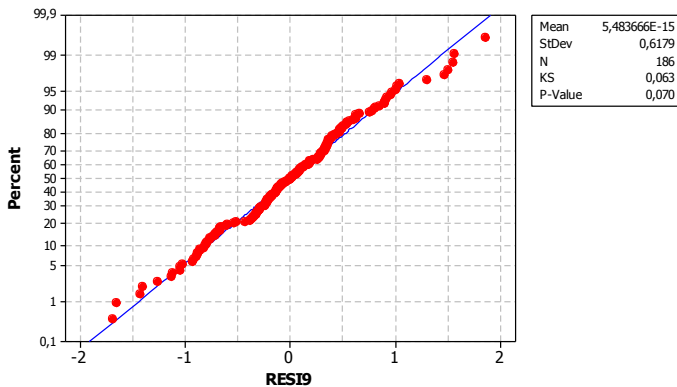
i.  $SP13 = 29,0 + 0,818 SP13\_1 - 0,288 SP13\_3 + 0,168 SP13\_4 - 0,0543 Z_{875} + 0,0385 Z_{875\_3} - 0,0518 Z_{875\_5}$

**Residual Plots for SP3**



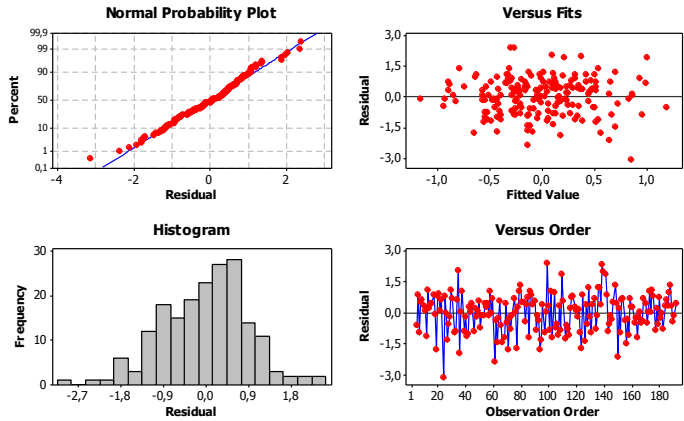
**Probability Plot of RESI9**

Normal

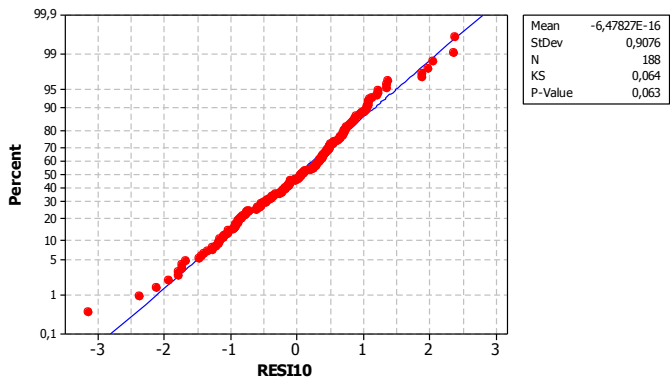


j .  $SPI1 = 36,3 + 0,124 SPI1\_1 + 0,185 SPI1\_2 - 0,000189 Z_{900} + 0,000177 Z_{900\_2} - 0,000155 Z_{900\_4}$

Residual Plots for SP1

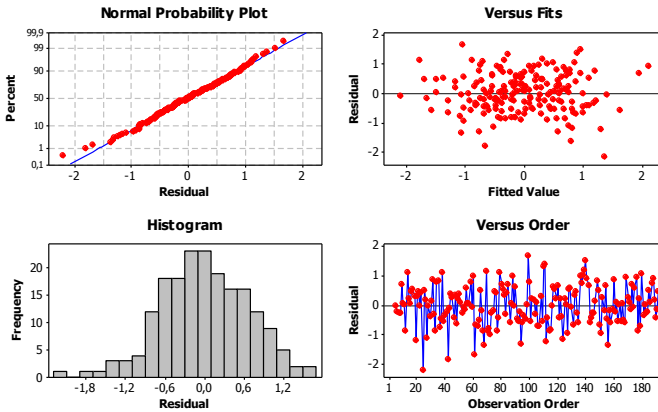
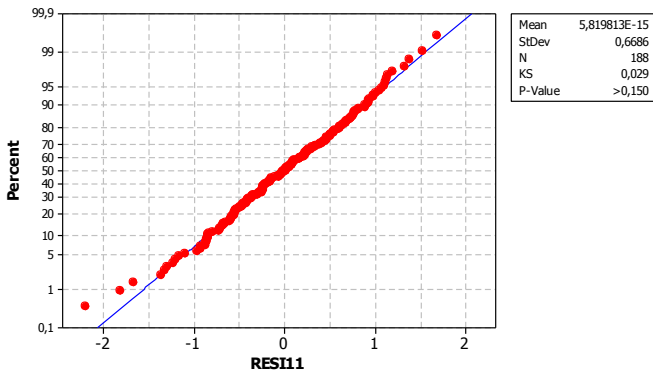


Probability Plot of RESI10  
Normal



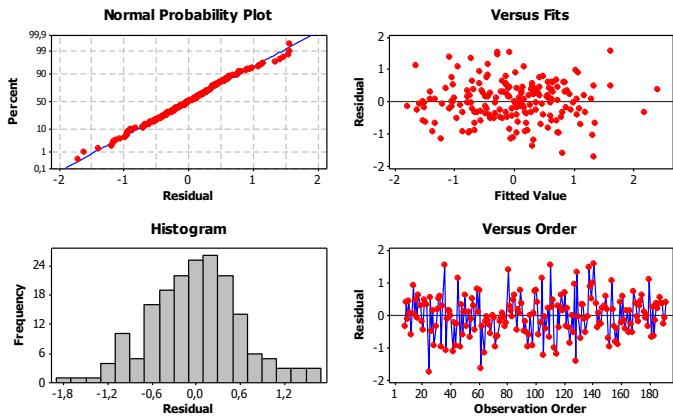
$$k. \quad SPI2 = 26,8 + 0,811 SPI2\_1 - 0,373 SPI2\_2 + 0,202 SPI2\_3 - 0,000145 Z_{900\_2} + 0,000151 Z_{900\_2} - 0,000129 Z_{900\_4}$$

Residual Plots for SP2

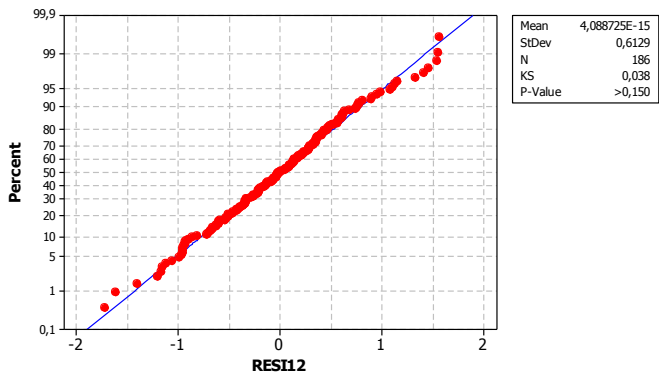
Probability Plot of RESI11  
Normal

1.  $SP13 = 16,0 + 0,847 SP13\_1 + 0,173 SP13\_4 - 0,301 SP13\_3 - 0,000065 Z_{900} + 0,000097 Z_{900\_3} - 0,000105 Z_{900\_4}$

Residual Plots for SP3

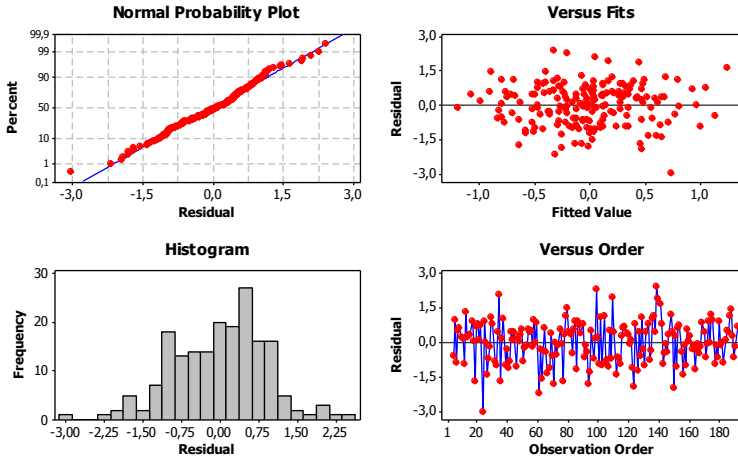


Probability Plot of RESI12  
Normal



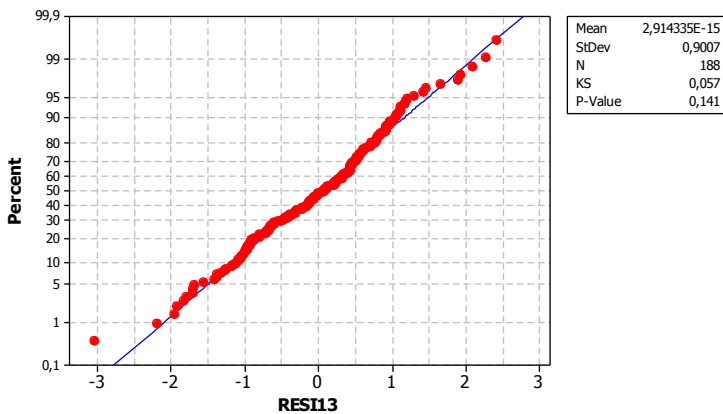
$$m. \quad SPI1 = 12,1 + 0,129 \, SPI1\_1 + 0,187 \, SPI1\_2 - 0,000192 \, Z_{975} + 0,000182 \, Z_{975\_2} - 0,000171 \, Z_{975\_4}$$

Residual Plots for SP1



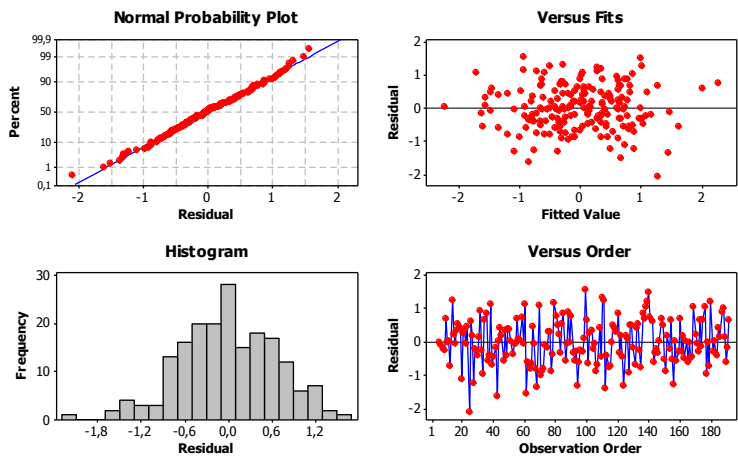
Probability Plot of RESI13

Normal

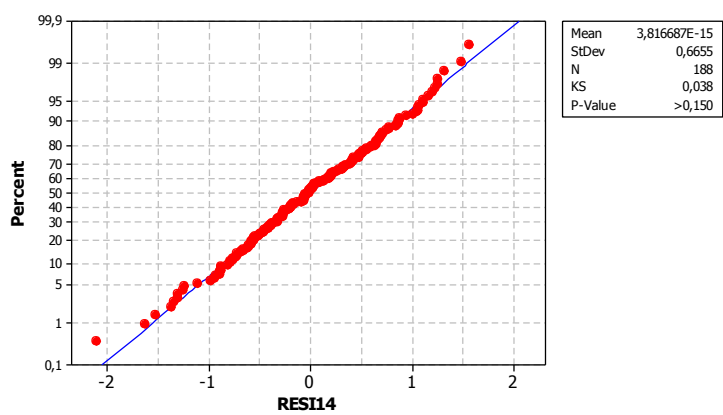


n.  $SPI2 = 9,23 + 0,818 SPI2\_1 - 0,376 SPI2\_2 + 0,185 SPI2\_3 - 0,000150 Z_{975} + 0,000153 Z_{975\_2} - 0,000141 Z_{975\_4}$

Residual Plots for SP2

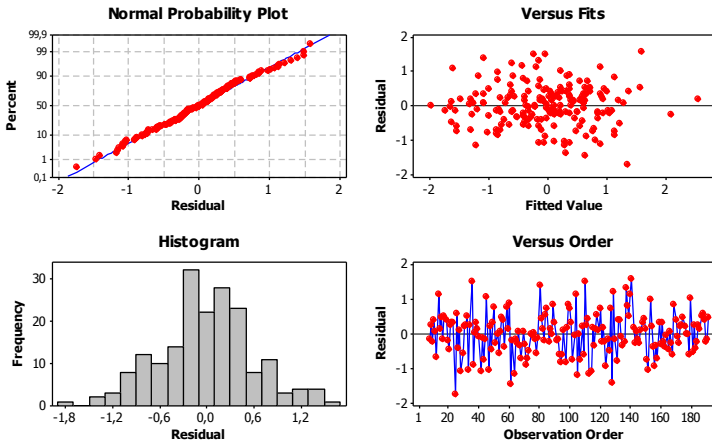


Probability Plot of RESI14



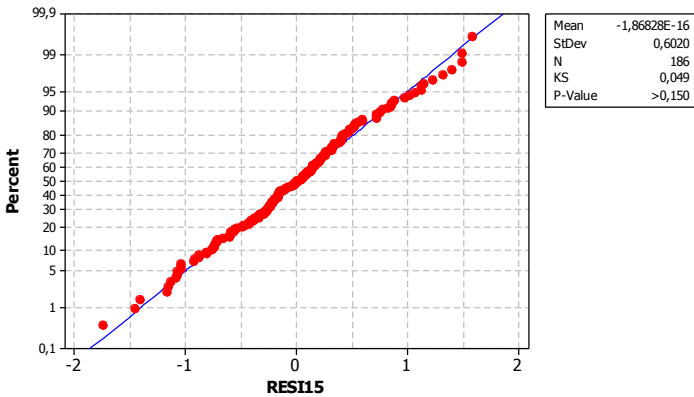
$$\circ. SPI3 = 9,44 + 0,836 SPI3\_1 - 0,316 SPI3\_3 + 0,146 SPI3\_4 - 0,000100 Z_{975} + 0,000103 Z_{975\_3} - 0,000074 Z_{975\_4} - 0,000071 Z_{975\_5}$$

### Residual Plots for SP3



### Probability Plot of RES115

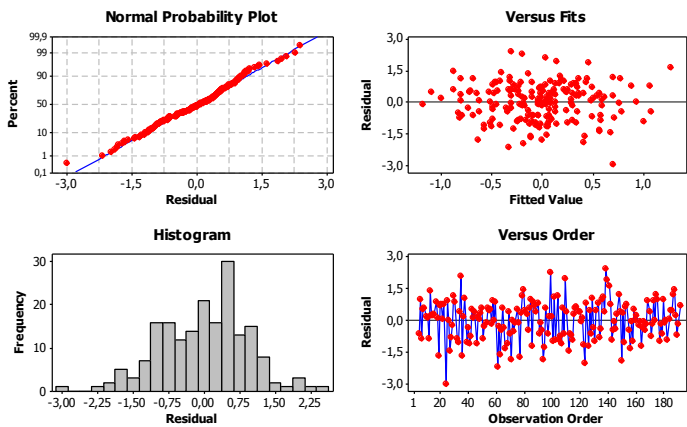
Normal



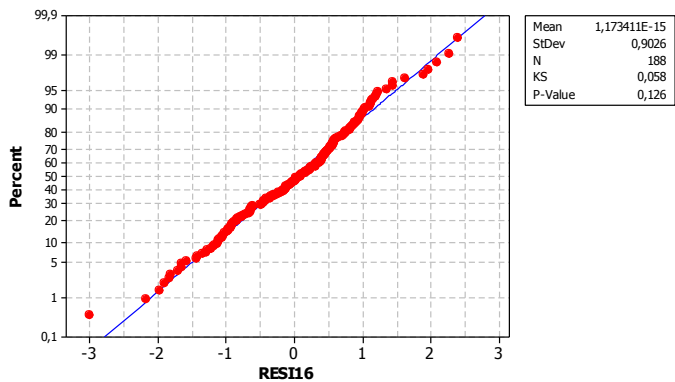


p.  $SP11 = 3,33 + 0,132 SP11\_1 + 0,184 SP11\_2 - 0,000186 Z_{1000} + 0,000176 Z_{1000\_2} - 0,000168 Z_{1000\_4}$

Residual Plots for SP1

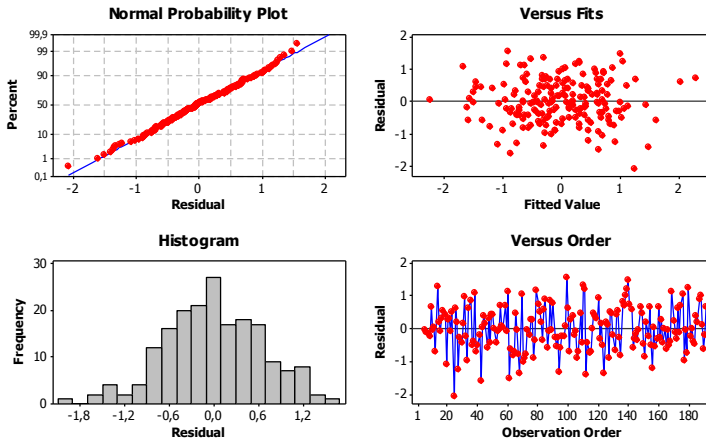


Probability Plot of RESI16  
Normal



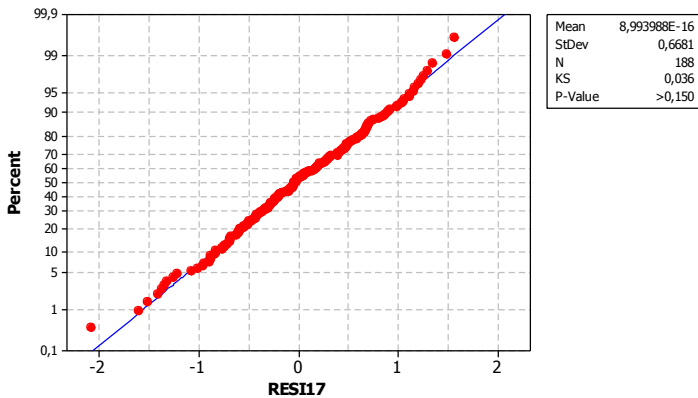
$$q. \quad SPI2 = 2,52 + 0,819 SPI2\_1 - 0,382 SPI2\_2 + 0,192 SPI2\_3 - 0,000144 Z_{1000} + 0,000146 Z_{1000\_2} - 0,000137 Z_{1000\_4}$$

Residual Plots for SP2



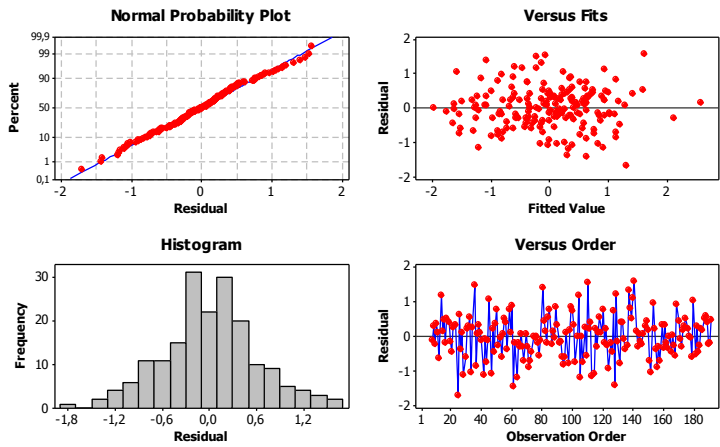
Probability Plot of RESI17

Normal

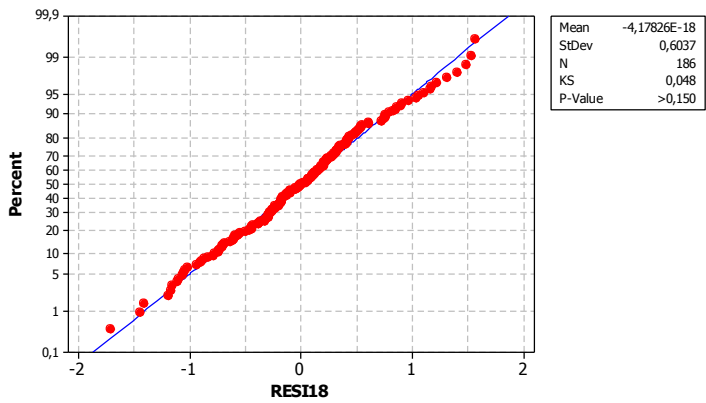


r.  $SP13 = 2,55 + 0,835 SP13\_1 - 0,317 SP13\_3 + 0,150 SP13\_4 - 0,000096 Z_{1000} + 0,000098 Z_{1000\_3} - 0,000071 Z_{1000\_4} - 0,000069 Z_{1000\_5}$

Residual Plots for SP3



Probability Plot of RESI18  
Normal



**Lampiran 13. Surat Pernyataan****SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa departemen Statistika FMIPA ITS.

Nama : Ika-Lulus Yuliatin

NRP : 1313100078

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam tugas Akhir/Thesis ini merupakan data skunder yang diambil dari penelitian/buku/Tugas Akhir/Thesis/publikasi lainnya yaitu.

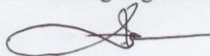
Sumber : *Medium-Range Weather Forecast* (ECMWF) pada website <http://www.ecmwf.int/datasets/data/interim>.

Keterangan : Data tahun 1999-2015

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

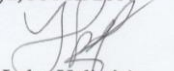
Mengetahui,

Pembimbing Tugas Akhir



(Dr. rer. pol. Heri K., S.si, M. Si)  
NIP. 19820326 200312 1 004

Surabaya, 30 Mei 2017



(Ika Lulus Yuliatin)  
NRP.13131100078

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Ika Lulus Yuliatin, lahir di Lamongan, 31 Juli 1994. Anak pertama dari Bapak Supriyadi dan Ibu Siti Supriatun serta kakak dari Dwita Nurwahyuni. Selama hidupnya, penulis pernah menempuh pendidikan di TK Aisyah Bustanul Atfal Socah 2000-2001, MIN MODEL Blawirejo 2001-2007, SMPN 1 Kedungpring 2007-2010 dan SMAN 1 Kedungpring 2010-2013. Setelah lulus SMA, penulis

melanjutkan studi Sarjana di Jurusan Statistika ITS pada tahun 2013. Selama kuliah, penulis aktif mengikuti berbagai kegiatan ORMAWA ITS. Di tahun pertama penulis menjadi staf magang badan semi otonom BPU JMMI ITS. Lalu di tahun kedua aktif menjadi staf Keilmuan JMMI ITS, staf Badan Pelaksana Mentoring di lembaga dakwah jurusan, staf public Relation di Devisi PST HIMASTA ITS, dan staf Kementrian Kaderisasi Kebangsaan BEM ITS periode 2014/2015. Di tahun ke tiga penulis menjabat sebagai kepala putri devisi Pembinaan Departemen Keilmuan JMMI ITS, dan menager Departemen Oprasional PST HIMASTA ITS. Penulis dapat dihubungi melalui alamat email [lulusyuliatin@gmail.com](mailto:lulusyuliatin@gmail.com) atau dapat pula terhubung melalui 085334291709.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*